

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開平10-177650

(43) 公開日 平成10年(1998) 6月30日

(51) Int.Cl.⁶

G 0 6 T 7/00

識別記号

F I

G 0 6 F 15/62

4 6 0

審査請求 有 請求項の数20 F D (全 33 頁)

(21) 出願番号 特願平8-353220

(22) 出願日 平成8年(1996)12月16日

(71) 出願人 000004237

日本電気株式会社

東京都港区芝五丁目7番1号

(72) 発明者 亀井 俊男

東京都港区芝五丁目7番1号 日本電気株式会社内

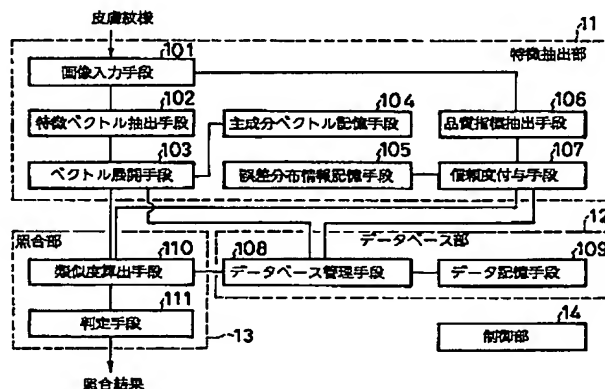
(74) 代理人 弁理士 河原 純一

(54) 【発明の名称】 画像特徴抽出装置、画像特徴解析装置、および画像照合システム

(57) 【要約】

【課題】 皮膚紋様画像等の画像を効率良く照合するための照合技術（精度が良く高速な処理を可能ならしめる技術）を提供する。

【解決手段】 特徴ベクトル抽出手段102は、皮膚紋様画像の特徴ベクトルを抽出する。品質指標抽出手段106は、皮膚紋様画像の品質指標を抽出する。誤差分布情報記憶手段105は、特徴ベクトルの誤差分布と品質指標との間の相対関係を誤差分布情報として記憶する。信頼度付与手段107は、品質指標を用いて、誤差分布情報を参照し、特徴ベクトルに対応する信頼度情報を特徴量に付与する。以上により、画像特徴抽出装置に該当する特徴抽出部11は、特徴ベクトルと信頼度情報とを皮膚紋様画像の特徴量として抽出する。画像照合システムは、特徴抽出部11を使用して皮膚紋様画像の照合を行い、照合結果を出力する。



【特許請求の範囲】

【請求項1】 皮膚紋様画像から特徴量を抽出する画像特徴抽出装置において、

皮膚紋様画像の特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段と、

皮膚紋様画像の品質指標を抽出する品質指標抽出手段と、

前記特徴ベクトル抽出手段によって抽出された特徴ベクトルの誤差分布と前記品質指標抽出手段によって抽出された品質指標との間の相対関係を誤差分布情報として記憶する誤差分布情報記憶手段と、

前記品質指標抽出手段から得られる品質指標を用いて、前記誤差分布情報記憶手段に記憶される誤差分布情報を参照し、前記特徴ベクトル抽出手段によって抽出された特徴ベクトルに対応する信頼度情報を特徴量に付与する信頼度付与手段とを少なくとも備え、

少なくとも特徴ベクトルと信頼度情報とを皮膚紋様画像の特徴量として抽出すること特徴とする画像特徴抽出装置。

【請求項2】 皮膚紋様画像から特徴量を抽出する画像特徴抽出装置において、

皮膚紋様画像の特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段と、

前記特徴ベクトル抽出手段によって抽出された特徴ベクトルのベクトル展開に必要なパラメータを記憶するパラメータ記憶手段と、

前記パラメータ記憶手段に記憶されているパラメータを用いて、前記特徴ベクトル抽出手段から得られる特徴ベクトルをベクトル展開するベクトル展開手段と、

皮膚紋様画像の品質指標を抽出する品質指標抽出手段と、

前記ベクトル展開手段によるベクトル展開後の特徴ベクトルの誤差分布と前記品質指標抽出手段によって抽出された品質指標との間の相関関係を誤差分布情報として記憶する誤差分布情報記憶手段と、

前記品質指標抽出手段から得られる品質指標を用いて、前記誤差分布情報記憶手段に記憶される誤差分布情報を参照し、前記ベクトル展開手段によるベクトル展開後の特徴ベクトルに対応する信頼度情報を特徴量に付与する信頼度付与手段とを少なくとも備え、
少なくとも特徴ベクトルと信頼度情報とを皮膚紋様画像の特徴量として抽出すること特徴とする画像特徴抽出装置。

【請求項3】 予め設定した画像の局所領域毎に皮膚紋様の流れ特徴を抽出し、その各局所領域の流れ特徴を特徴ベクトルとして算出する特徴ベクトル抽出手段を備えることを特徴とする請求項1または請求項2記載の画像特徴抽出装置。

【請求項4】 品質指標をエントリとしてその品質指標に対する特徴ベクトルの誤差分布の標準偏差や分散をル

ックアップテーブルとして参照できるように構成されている誤差分布情報記憶手段を備えることを特徴とする請求項1または請求項2記載の画像特徴抽出装置。

【請求項5】 特徴ベクトルの主成分分析によって得られる主成分ベクトルを1つないし複数記憶する主成分ベクトル記憶手段を少なくとも有するパラメータ記憶手段を備えることを特徴とする請求項2記載の画像特徴抽出装置。

10 【請求項6】 予め用意した複数の特徴ベクトルを登録するデータベース部と、入力された特徴ベクトルと前記データベース部中の各特徴ベクトルとの距離を算出する距離算出部とを少なくとも備え、前記データベース部中の各特徴ベクトルとの距離の最小値を品質指標として抽出する品質指標抽出手段を備えることを特徴とする請求項1または請求項2記載の画像特徴抽出装置。

【請求項7】 請求項3に記載した特徴ベクトル抽出手段、請求項4に記載した誤差分布情報記憶手段、請求項5に記載したパラメータ記憶手段、および請求項6に記載した品質指標抽出手段のうちの全てまたはいずれか複数の手段を備えることを特徴とする請求項1または請求項2記載の画像特徴抽出装置。

【請求項8】 請求項1、請求項3、請求項4、請求項6、または請求項7に記載した誤差分布情報記憶手段に記憶される誤差分布情報を算出する画像特徴解析装置であって、

複数の皮膚紋様画像の特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段と、

複数の皮膚紋様画像の品質指標を抽出する品質指標抽出手段と、

30 前記特徴ベクトル抽出手段によって抽出された特徴ベクトルの誤差分布と前記品質指標抽出手段によって抽出された品質指標との間の相関関係を誤差分布情報として算出する誤差分布情報解析手段とを少なくとも備えることを特徴とする画像特徴解析装置。

【請求項9】 請求項2、請求項4、請求項5、請求項6、または請求項7に記載した誤差分布情報記憶手段に記憶される誤差分布情報を算出する画像特徴解析装置であって、

複数の皮膚紋様画像から特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段と、

40 前記特徴ベクトル抽出手段によって抽出された特徴ベクトルの分布を解析し、

ベクトル展開に必要なパラメータを算出するパラメータ算出手段と、

前記パラメータ算出手段によって算出されたパラメータを記憶するパラメータ記憶手段と、

前記パラメータ記憶手段に記憶されるパラメータを用いて、前記特徴ベクトル抽出手段から得られる特徴ベクトルをベクトル展開するベクトル展開手段と、

50 複数の皮膚紋様画像の品質指標を抽出する品質指標抽出

手段と、

前記ベクトル展開手段によるベクトル展開後の特徴ベクトルの誤差分布と前記品質指標抽出手段によって抽出された品質指標との間の相関関係を誤差分布情報として算出する誤差分布情報解析手段とを少なくとも備えることを特徴とする画像特徴解析装置。

【請求項10】 予め設定した画像の局所領域毎に皮膚紋様の流れ特徴を抽出し、その各局所領域の流れ特徴を特徴ベクトルとして算出する特徴ベクトル抽出手段を備えることを特徴とする請求項8または請求項9記載の画像特徴解析装置。

【請求項11】 特徴ベクトルの誤差分布の標準偏差や分散を離散化した品質指標毎に算出し、品質指標をエントリとしてその品質指標に対する誤差分布の標準偏差や分散をルックアップテーブルとして出力する誤差分布情報解析手段を備えることを特徴とする請求項8または請求項9記載の画像特徴解析装置。

【請求項12】 ベクトル展開に必要なパラメータを算出する際に、特徴ベクトル分布解析を主成分分析によって行い、得られる主成分ベクトルの1つないし複数を少なくともパラメータとして算出するパラメータ算出手段を備えることを特徴とする請求項9記載の画像特徴解析装置。

【請求項13】 予め用意した複数の特徴ベクトルを登録するデータベース部と、入力された特徴ベクトルと前記データベース部中の各特徴ベクトルとの距離を算出する距離算出部とを少なくとも備え、前記データベース部中の特徴ベクトルと入力された特徴ベクトルとの距離の最小値を品質指標として抽出する品質指標抽出手段を備えることを特徴とする請求項8または請求項9記載の画像特徴解析装置。

【請求項14】 請求項10に記載した特徴ベクトル抽出手段、請求項11に記載した誤差分布情報解析手段、請求項12に記載したパラメータ算出手段、および請求項13に記載した品質指標抽出手段のうちの全てまたはいずれか複数の手段を備えることを特徴とする請求項8または請求項9記載の画像特徴解析装置。

【請求項15】 皮膚紋様画像から特徴量を抽出し、その特徴量を用いて入力された皮膚紋様画像と登録された皮膚紋様画像との同一性を判定することにより、皮膚紋様画像の照合を行う画像照合システムにおいて、請求項1、請求項2、請求項3、請求項4、請求項5、請求項6、および請求項7記載の画像特徴抽出装置のいずれかから得られる特徴ベクトル、ならびに当該特徴ベクトルに対する信頼度情報を照合に必要な特徴量として少なくとも用い、照合対象となる皮膚紋様画像間の類似度を算出することによって皮膚紋様画像の同一性の判定を行うことを特徴とする画像照合システム。

【請求項16】 画像から特徴量を抽出する画像特徴抽出装置において、

画像の特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段と、

画像の品質指標を抽出する品質指標抽出手段と、

前記特徴ベクトル抽出手段によって抽出された特徴ベクトルの誤差分布と前記品質指標抽出手段によって抽出された品質指標との間の相関関係を誤差分布情報として記憶する誤差分布情報記憶手段と、

前記品質指標抽出手段から得られる品質指標を用いて、前記誤差分布情報記憶手段に記憶される誤差分布情報を参照し、前記特徴ベクトル抽出手段によって抽出された特徴ベクトルに対応する信頼度情報を特徴量に付与する信頼度付与手段とを少なくとも備え、

少なくとも特徴ベクトルと信頼度情報とを画像の特徴量として抽出すること特徴とする画像特徴抽出装置。

【請求項17】 画像から特徴量を抽出する画像特徴抽出装置において、

画像の特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段と、

前記特徴ベクトル抽出手段によって抽出された特徴ベクトルのベクトル展開に必要なパラメータを記憶するパラメータ記憶手段と、

前記パラメータ記憶手段に記憶されているパラメータを用いて、前記特徴ベクトル抽出手段から得られる特徴ベクトルをベクトル展開するベクトル展開手段と、

画像の品質指標を抽出する品質指標抽出手段と、

前記ベクトル展開手段によるベクトル展開後の特徴ベクトルの誤差分布と前記品質指標抽出手段によって抽出された品質指標との間の相関関係を誤差分布情報として記憶する誤差分布情報記憶手段と、

前記品質指標抽出手段から得られる品質指標を用いて、前記誤差分布情報記憶手段に記憶される誤差分布情報を参照し、前記ベクトル展開手段によるベクトル展開後の特徴ベクトルに対応する信頼度情報を特徴量に付与する信頼度付与手段とを少なくとも備え、

少なくとも特徴ベクトルと信頼度情報とを画像の特徴量として抽出すること特徴とする画像特徴抽出装置。

【請求項18】 請求項16に記載した誤差分布情報記憶手段に記憶される誤差分布情報を算出する画像特徴解析装置であって、

複数の画像の特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段と、

複数の画像の品質指標を抽出する品質指標抽出手段と、

前記特徴ベクトル抽出手段によって抽出された特徴ベクトルの誤差分布と前記品質指標抽出手段によって抽出された品質指標との間の相関関係を誤差分布情報として算出する誤差分布情報解析手段とを少なくとも備えることを特徴とする画像特徴解析装置。

【請求項19】 請求項17に記載した誤差分布情報記憶手段に記憶される誤差分布情報を算出する画像特徴解析装置であって、

複数の画像から特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段と、

前記特徴ベクトル抽出手段によって抽出された特徴ベクトルの分布を解析し、ベクトル展開に必要なパラメータを算出するパラメータ算出手段と、

前記パラメータ算出手段によって算出されたパラメータを記憶するパラメータ記憶手段と、

前記パラメータ記憶手段に記憶されるパラメータを用いて、前記特徴ベクトル抽出手段から得られる特徴ベクトルをベクトル展開するベクトル展開手段と、

複数の画像の品質指標を抽出する品質指標抽出手段と、前記ベクトル展開手段によるベクトル展開後の特徴ベクトルの誤差分布と前記品質指標抽出手段によって抽出された品質指標との間の相関関係を誤差分布情報として算出する誤差分布情報解析手段とを少なくとも備えることを特徴とする画像特徴解析装置。

【請求項20】 画像から特徴量を抽出し、その特徴量を用いて入力された画像と登録された画像との同一性を判定することにより、画像の照合を行う画像照合システムにおいて、

請求項16または請求項17記載の画像特徴抽出装置から得られる特徴ベクトル、および当該特徴ベクトルに対する信頼度情報を照合に必要な特徴量として少なくとも用い、照合対象となる画像間の類似度を算出することによって画像の同一性の判定を行うことを特徴とする画像照合システム。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】本発明は、指紋や掌紋などの皮膚紋様等に関する画像の特徴を抽出する画像特徴抽出装置、当該画像の特徴を解析する画像特徴解析装置、および当該画像の照合を行う画像照合システムに関する。なお、以下においては、皮膚紋様の画像を対象とした上記の装置およびシステム（皮膚紋様特徴抽出装置、皮膚紋様特徴解析装置、皮膚紋様照合システム）で代表させて、各種の説明を行う。ただし、所定の特徴量を有する画像であれば、皮膚紋様の画像に限定されることなく、本願発明の対象とすることができることは、いうまでもない。

【0002】

【従来の技術】従来の「指紋や掌紋などの皮膚紋様の画像」を照合する技術としては、特公昭63-34508号公報に記載された「指紋照合装置」における指紋の特徴点に基づく照合方式、いわゆるマニューシャ照合方式がある。しかし、マニューシャ照合方式には、データ量が多く処理時間がかかるという問題がある。

【0003】この問題を解決するために、例えば、内田らの文献（内田ほか「大規模指紋データベース照合のための照合候補選択」（電子情報通信学会技術報告，PRU95-201（1996-01），1996年1月刊

行））に開示された十指カードの照合候補絞り込み方法等が提案されている。

【0004】このような文献に記載された技術における「指紋カード絞り込み」では、マニューシャ照合の前段階として、指紋の大分類やコアやデルタなどの特異点間の距離などの指紋の特徴が用いられて、マニューシャ照合の照合候補を絞り込むための高速な粗照合が行われる。当該技術では、各指毎の渦状紋、右流てい状紋、左流てい状紋、および弓状紋等の指紋紋様の大分類、ならびに指紋のコアとデルタとの間の距離、コアとデルタとの間を交差する隆線数が特徴量とされ、さらにそれらの特徴量の確信度が用いられて、前記の粗照合が行われる。このような粗照合で用いられる特徴量は、データ量でカード当たり高々数百バイトであり、カード当たり数千バイト必要なマニューシャを用いた照合に比較してデータ量も演算量も少なく、高速な照合が可能となる。このために、内田らの文献の照合候補絞り込み技術は、マニューシャ照合の前段階として照合候補を絞り込むことができ、照合システム全体としてのコストパフォーマンスを向上させることができる。

【0005】しかし、コアとデルタとの間の距離やその間の交差隆線数などの特徴は、デルタが指紋の端にあるために、回転押捺が十分でない場合にはその特徴を正確に抽出することが難しいことが少なくない。ここで、回転押捺とは、指紋を回転させながら指紋の印象を押捺することであり、警察における指紋採取では一般的に行われている。また、弓状紋の紋様の場合には、もともと指紋印象の中にデルタが存任しないために、弓状紋に対する絞り込み性能は良くない。

【0006】絞り込み性能を向上させるための1つの方法は、このような粗照合を行うための特徴量に加えて、あるいは代替可能な良い特徴量を用いることである。このような特徴量の1つとして、指紋の隆線の方向パターンがある。方向パターンを粗照合に利用している例としては、笹川らの文献（笹川ほか「低品質画像への対応能力を高めた個人確認用指紋照合装置」，電子情報通信学会論文誌，Vol. J72-D-II, No. 5, pp. 707-714, 1989））に示されている「指紋照合装置」がある。

【0007】しかし、指紋の隆線方向パターンのように特数量の次元が多いと、高速な照合を行うことが困難であり、このような特徴量を用いる場合には次元の削減効果があり、かつよい特徴量を抽出することが可能な特徴抽出を行う必要がある。このような手段の1つとして、主成分分析を用いた手法が良く知られている。例えば、指紋の隆線方向に適用した例としては、C. L. Wilsonらの文献（C. L. Wilson et al., "Massively Parallel Neural Network Fingerprint Classification System", NIS

TIR 4880, 1992, Jul., National Institute of Standards and Technology発行)に記載されている方法がある。

【0008】この文献に記載された方法では、以下のように処理が行われる。まず、N個の学習用の指紋画像データが用意される。次に、局所的な隆線の流れの特徴である隆線方向が特徴ベクトルとされ、その特徴ベクトルの分布の主成分分析が行われ、固有値の大きい主成分ベクトルが予め求められる。この主成分ベクトルが用いら

れて、末学習の画像の特徴ベクトルのKarhunen

Lo

【外1】

\bar{e}

v e 展開 (以下、「KL展開」と記す)が行われ、上位

$$V = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (u_i - \bar{u})(u_i - \bar{u})^t$$

$$\bar{u} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u_i$$

【0012】ここで、

【外4】

u_i

はM次元の列ベクトルとし、

【外5】

\bar{u}

は特徴ベクトル

【外6】

u_i

の平均ベクトルである。tは行列の転置を意味する。また、この分散共分散行列

【外7】

v

の固有値を λ_i ($i=1, \dots, M; \lambda_i > \lambda_{i+1}$)とし、固有値 λ_i に対応する固有ベクトルを

【外8】

ψ_i

とする。この固有ベクトル

【外9】

ψ_i

$$v_i = \psi_i^t(u - \bar{u})$$

【0014】以上により得られる v_i がKL展開により得られる特徴量である。C. L. Wilsonらは、固有値の大きい主成分ベクトルに対する上記の射影成分 v_i を複数用いて、 v_i を要素とする特徴ベクトルを入力特徴としてニューラルネットワークを用いた指紋分類を行っている。しかし、彼らは、分類のみにこの特徴を利用し、照合への応用については述べていない。

【0015】皮膚紋様画像に適用した例ではないが、このようにKL展開を用いて抽出した特徴量を照合に用い

次元の特徴が用いられて指紋画像の特徴が抽出される。

【0009】ここで、C. L. Wilsonらの文献にも記されている「KL展開を用いた特徴抽出」について、より詳しく説明する。

【0010】この方法では、まず学習データの特徴ベクトル

【外2】

u_i

が用いられて次式で表される分散共分散行列

【外3】

v

が求められる。

【0011】

【数1】

(1)

(2)

20

は主成分ベクトルであり、固有値が大きいものから順に第1主成分ベクトル、第2主成分ベクトル、…、第M主成分ベクトルと一般に呼ばれる。処理対象となる末学習の画像データの特徴ベクトル

【外10】

u

に対しては、1つまたは複数の固有値の大きい主成分ベクトル

【外11】

ψ_i

によって張る部分空間への

【外12】

u

の射影成分を用いる。この射影成分として、次式で表される平均値

【外13】

\bar{u}

まわりの射影成分 v_i を用いている。

【0013】

【数2】

(3)

た例として、顔画像照合に適用した例がA. Pentlandらの文献(M. Turk, A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", MIT Media Lab Vision and Modeling Group, Technical Report No. 154およびB. Moghaddam, A. Pentland, "Probabilistic Visual Learning for Object Detection", Pro

50

ceedings of the 5th International Conference on Computer Vision, pp. 786-793, 1995) に示されている。この文献では、顔画像の各画素を要素とするベクトルを特徴ベクトルと見做して、その特徴ベクトルをKL展開し、得られた特徴ベクトルを用いて、ユークリッド距離やマハラノビス距離を用いて顔画像の照合を行う方法が、述べられている。

【0016】

【発明が解決しようとする課題】 前述したように、内田らの文献に記載された方法では、コアやデルタ間の距離やその間の交差隆線数などの特徴は、デルタが指紋の端にあるために、回転押捺が十分でない場合にはその特徴を正確に抽出することが難しいことが少なくない。また、弓状紋の紋様の場合には、もともと指紋印象の中にデルタが存在しないために、弓状紋の絞り込み性能は良くない。

【0017】さらに、前述のC. L. Wilsonらの文献には、指紋分類に適用したKL展開による特徴抽出方法については記述されているものの、この特徴を利用して前述の内田らの文献に記載された方法のような照合候補の絞り込み方式などの照合に適用した使用例は示されていない。

【0018】KL展開により抽出した特徴量を皮膚紋様の照合に利用した例はないが、KL展開を用いた特徴量に対しては、例えば、前述のA. Pentlandらの示した方法のようにユークリッド距離やマハラノビス距離などを利用して顔画像と同様に処理することが可能である。しかしながら、指紋などの皮膚紋様画像には非常に低品質な画像が多く混在し、A. Pentlandらの方法のように単純に特徴ベクトルのみを利用しても良い精度は得られない。

【0019】これは、内田らの方法でも同様に言えることであるが、出力されている特徴量に対する信頼性の評価が十分に行なわれていないがためである。内田らの方法では、特徴量と確信度とを用いてパターン間の距離が定義されているが、確信度がヒューリスティックに与えられており、その効果は理論的に裏付けされているものではない。

【0020】本発明は、このような問題を解決するべくなされたものであり、その技術的課題は皮膚紋様画像等の画像を効率良く照合するための照合技術を提供することにある。すなわち、本発明の目的は、精度が良く高速な処理を可能ならしめる画像照合システム（皮膚紋様画像等の画像の照合システム）、ならびに画像特徴抽出装置および画像特徴解析装置を提供することにある。

【0021】

【課題を解決するための手段】

(1) 本発明の構成

本発明は、以下に示すような構成（機能を含む）を有し

ている。

【0022】本発明の第1の画像特徴抽出装置は、画像（皮膚紋様画像等）から特徴量を抽出する画像特徴抽出装置において、画像の特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段と、画像の品質指標を抽出する品質指標抽出手段と、前記特徴ベクトル抽出手段によって抽出された特徴ベクトルの誤差分布と前記品質指標抽出手段によって抽出された品質指標との間の相対関係を誤差分布情報として記憶する誤差分布情報記憶手段と、前記品質指標抽出手段から得られる品質指標を用いて、前記誤差分布情報記憶手段に記憶される誤差分布情報を参照し、前記特徴ベクトル抽出手段によって抽出された特徴ベクトルに対応する信頼度情報を特徴量に付与する信頼度付与手段とを少なくとも備え、少なくとも特徴ベクトルと信頼度情報とを画像の特徴量として抽出する。

【0023】また、本発明の第2の画像特徴抽出装置は、画像（皮膚紋様画像等）から特徴量を抽出する画像特徴抽出装置において、画像の特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段と、前記特徴ベクトル抽出手段によって抽出された特徴ベクトルのベクトル展開に必要なパラメータを記憶するパラメータ記憶手段と、前記パラメータ記憶手段に記憶されているパラメータを用いて、前記特徴ベクトル抽出手段から得られる特徴ベクトルをベクトル展開するベクトル展開手段と、画像の品質指標を抽出する品質指標抽出手段と、前記ベクトル展開手段によるベクトル展開後の特徴ベクトルの誤差分布と前記品質指標抽出手段によって抽出された品質指標との間の相対関係を誤差分布情報として記憶する誤差分布情報記憶手段と、前記品質指標抽出手段から得られる品質指標を用いて、前記誤差分布情報記憶手段に記憶される誤差分布情報を参照し、前記ベクトル展開手段によるベクトル展開後の特徴ベクトルに対応する信頼度情報を特徴量に付与する信頼度付与手段とを少なくとも備え、少なくとも特徴ベクトルと信頼度情報とを画像の特徴量として抽出する。

【0024】本発明の第1の画像特徴解析装置は、上記の第1の画像特徴抽出装置における誤差分布情報記憶手段に記憶される誤差分布情報を算出する画像特徴解析装置であって、複数の画像（皮膚紋様画像等）の特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段と、複数の画像の品質指標を抽出する品質指標抽出手段と、前記特徴ベクトル抽出手段によって抽出された特徴ベクトルの誤差分布と前記品質指標抽出手段によって抽出された品質指標との間の相対関係を誤差分布情報として算出する誤差分布情報解析手段とを少なくとも備える。

【0025】また、本発明の第2の画像特徴解析装置は、上記の第2の画像特徴抽出装置における誤差分布情報記憶手段に記憶される誤差分布情報を算出する画像特徴解析装置であって、複数の画像（皮膚紋様画像等）から特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段と、前

記特徴ベクトル抽出手段によって抽出された特徴ベクトルの分布を解析し、ベクトル展開に必要なパラメータを算出するパラメータ算出手段と、前記パラメータ算出手段によって算出されたパラメータを記憶するパラメータ記憶手段と、前記パラメータ記憶手段に記憶されるパラメータを用いて、前記特徴ベクトル抽出手段から得られる特徴ベクトルをベクトル展開するベクトル展開手段と、複数の画像の品質指標を抽出する品質指標抽出手段と、前記ベクトル展開手段によるベクトル展開後の特徴ベクトルの誤差分布と前記品質指標抽出手段によって抽出された品質指標との間の相関関係を誤差分布情報として算出する誤差分布情報解析手段とを少なくとも備える。

【0026】本発明の画像照合システムは、画像（皮膚紋様画像等）から特徴量を抽出し、その特徴量を用いて入力された画像と登録された画像との同一性を判定することにより、画像の照合を行う画像照合システムにおいて、上記の第1または第2の画像特徴抽出装置から得られる特徴ベクトル、および当該特徴ベクトルに対する信頼度情報を照合に必要な特徴量として少なくとも用い、

照合対象となる画像間の類似度を算出することによって

$$\text{ユークリッド距離} \quad D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (4)$$

$$\text{重み付きユークリッド距離} \quad D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n w_i (x_i - y_i)^2} \quad (5)$$

$$\text{マハラノビス距離} \quad D(x, y) = \sqrt{(x - y)^T V^{-1} (x - y)} \quad (6)$$

【0030】ここで、 x_i および y_i は、それぞれ、ベクトル

【外16】

x

および

【外17】

y

の要素である。また、 w_i は重み係数である。さらに、

【外18】

V

は特徴ベクトルの分布の分散共分散行列である。

【0031】特徴ベクトル

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - y_i)^2}{\lambda_i}} \quad (7)$$

【0033】ここで、 λ_i は分散共分散行列

【外21】

V

の固有値であり、この固有値 λ_i は特徴ベクトル全体の分布またはその中の特徴ベクトルのクラス毎に計算される量である。KL展開を行った特徴に対するマハラノビス距離は、式(7)に示されるように、行列演算を必要とせず、式(5)と同じ形式の二乗和程度の演算を行え

画像の同一性の判定を行う。

【0027】(2) 以上の構成等の基礎となる本発明の考え方を以下に示す。

【0028】ある2つの特徴ベクトルが与えられたときに、その特徴ベクトル間の距離はさまざまな形で定義される。例えば、「画像解析ハンドブック」（高木ほか監修、東京大学出版会、1991）のpp. 652-658には、以下のユークリッド距離、重み付きユークリッド距離、およびマハラノビス距離などが紹介されている。例えば、 n 次元の2つの特徴ベクトルを

【外14】

x

と

【外15】

y

とすると、それぞれの距離は以下のように記述できる。特に、マハラノビス距離は、特徴ベクトルが正規分布に従うと仮定した場合には、もっとも自然な距離を与えることが知られている。

【0029】

【数3】

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (4)$$

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n w_i (x_i - y_i)^2} \quad (5)$$

$$D(x, y) = \sqrt{(x - y)^T V^{-1} (x - y)} \quad (6)$$

【外19】

x

30 および

【外20】

y

がKL展開された特徴ベクトルである場合には、式

(6)は次式のように書き直すことができる。このことは、前述のA. Pentlandらの文献にも示されている。

【0032】

【数4】

ば良く、演算量の軽減が可能である。

【0034】ここで、特徴ベクトルの分布を特徴ベクトルの誤差と相関のある特徴量 Q を基準にクラス C (Q)に分ける場合を考える。「特徴ベクトルの誤差との相関のある特徴量」をここでは「品質指標」と呼ぶことにする。

【0035】特徴ベクトルを判別するための距離値と品質指標との関係を説明するために、まずここでは品質指

13

標Qに対応した同じ対象物から得られる異なる特徴ベクトルについて考える。この特徴ベクトルはもともとの特徴ベクトルの分布の分散共分散行列を用いてKL展開したものとする。展開後の特徴ベクトルのクラスC (Q) 毎の各次元iの分散値を λ_i (C (Q)) とする。特徴ベクトルの

【外22】

x

と

【外23】

y

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - y_i)^2}{\lambda_i(C(Q))}}$$

【0037】ここで、 λ_i (C (Q)) は、同じ対象物から得られる異なる特徴ベクトルの分布の分散値であるので、これは特徴ベクトルの誤差分散を意味する。ただし、上式でマハラノビス距離と呼ぶためには、厳密にはクラスC (Q) の分布として正規分布を仮定し、その分布の分散共分散行列の固有ベクトルがKL展開に用いた分散共分散行列の固有ベクトルと等しい必要がある。

【0038】さて、品質指標Qと誤差分散 λ_i (C (Q)) とに対して、図22に示すように、「品質指標が良い程、誤差分散が小さい」という相関関係があるとする(図22ではある次元iの相関についてのみ示している)。同じ画像から得られた異なった特徴ベクトルの

【外26】

x

と

【外27】

y

との距離を測るときに、特徴ベクトル

$$D_1(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - y_i)^2}{\lambda_i}}$$

【0041】一方、上記と同じ特徴ベクトル

【外32】

x

および

【外33】

y

に対する品質指標が 2Q である場合には、2つの特徴ベクトルの距離 D_2 (【外

$$D_2(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - y_i)^2}{2\lambda_i}}$$

【0043】ここで、各次元iの誤差分散が $^1\lambda_i > ^2\lambda_i$ であるとすれば、これらの2つの距離の大小関係は、 D_1 (

【外36】

10

20

30

40

50

14

とが同じクラスC (Q) に属するとするならば、2つの特徴ベクトル

【外24】

x

および

【外25】

y

の間のマハラノビス距離は次式で表される。

【0036】

【数5】

(8)

【外28】

x

と特徴ベクトル

【外29】

y

との品質指標が同じである場合を考える。

【0039】まず、品質指標が図22に示す 1Q であり、それに対応する誤差分散が $^1\lambda_i$ である場合には、2つの特徴ベクトルの距離 D_1 (

【外30】

x

,

【外31】

y

) は次式となる。

【0040】

【数6】

(9)

【外34】

x

,

【外35】

y

) は次式となる。

【0042】

【数7】

(10)

x

,

【外37】

y

15

) < D₂ (
 【外38】

x

【外39】

y

) となる。つまり、ユークリッド距離の意味では同じ距離差である2つの特徴ベクトル

【外40】

x

および

【外41】

y

の間の距離に対して、品質指標が悪い（誤差分散¹λ_iが大きい）場合には距離差を小さめに見積り、品質指標が良い場合には距離差を信頼できるものとして大きめに見積もるというように、品質指標に対して適応的に距離値を変化させることが可能となる。

【0044】このように品質指標に応じて適応的に距離差を変換できるということは重要である。これにより、例えば、低品質な画像から得られたデータでも、誤った棄却を少なくすることが効果的に達成される。

【0045】このように特徴抽出の精度を距離値に対して反映させる例として、前述の内田らの方法のように確信度という値（これは特徴抽出の精度を反映させる量としてヒューリスティックに決めた値）を用いて距離値を定義する場合がある。しかし、この例では確信度と特徴量差との積をとることによって距離値を定義しており、確信度と特徴量との次元が全く異なっており、例えて言えば身長に体重の差を乗じて距離値を定義しているようなものである。このような方法では、良好な結果を得られる場合はあったとしても、統計的・理論的に精度が良くなる保証は全くない。

【0046】一方、上記の説明のように、品質指標（確信度と言ってもよい）を特徴ベクトルの誤差分散という形で特徴ベクトルと同じ次元の値に変換することにより、特徴ベクトルと同じ次元の値による距離尺度の定義が可能となる。その1つの形態として、正規分布などの仮定すべき条件はあるものの統計的に裏付けのあるマハラノビス距離を定義できるのである。このように、統計的に裏付けのある距離値を定義することによって、良い判別性能が得られるのである。

【0047】上記の例では、同じ対象物から得られた異なる特徴ベクトルに対する距離について説明した。しかし、これは、同一対象物に対する特徴ベクトルの場合に

$$\bar{D}(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - y_i)^2}{\bar{\lambda}_i}}$$

$$\bar{\lambda}_i = {}^x\lambda_i + {}^y\lambda_i$$

【0056】ここで、^xλ_i および ^yλ_i はそれぞれ特

16

は、特徴ベクトルの分布に対して正規分布となるという仮定を行うことで厳密な意味でのマハラノビス距離という統計的に意味のある距離値を与えることができることを、説明したかったがためである。上記の品質指標を用いることの本質的な利点は、図22に示したような品質指標と特徴ベクトルの誤差分布との相関関係を距離定義に反映することであり、厳密な意味でのマハラノビス距離を定義することではない。

【0048】上記の品質指標に応じた適応的なマハラノビス距離の定義は、同じ対象物に属する異なる特徴ベクトルの品質指標毎の特徴ベクトルの誤差分散を求めることによって算出できる量である。このような量を求めることは、対象物の種類が少数であり、かつ同一性を確認する場合のような特殊な場合の照合では適用可能である。しかし、犯罪捜査で用いられる遺留指紋照合のように未知の対象物の同定を行う場合には、このような距離の定義では不适当であり、対象物が異なるときの距離も定義する必要がある。

【0049】このような場合には、例えば、以下に述べるような距離値を定義すればよいであろう。

【0050】距離定義において最も重要な要素は、品質指標（あるいは確信度）に対して誤差分散を関連付けることであるので、距離値の定義においては次の①～③に示す条件を仮定する。

【0051】① 特徴ベクトルに重畳する誤差は、品質指標に依存し、特徴ベクトルには依存しない。

【0052】② 特徴ベクトルに重畳する誤差の分布は、正規分布である。

【0053】③ 2つの特徴ベクトルの差に対応する誤差は、それぞれの特徴ベクトルの誤差から推定してもよい。

【0054】以上の条件をもとに、マハラノビス距離に類似した距離関数として次式に示す距離関数

【外42】

D

(

【外43】

x

【外44】

y

) を定義する。

【0055】

【数8】

(11)

(12)

【0056】ここで、^xλ_i および ^yλ_i はそれぞれ特 50 徴ベクトルの要素 x_i および y_i の品質指標に対応した

誤差分布の分散であり、

【外 4 5】

$$\tilde{\lambda}_i$$

は $x_i - y_i$ に重畳する誤差の推定量である。誤差分散 $^x\lambda_i$ および $^y\lambda_i$ は、それぞれ図 22 に示したような相関関係を調べておくことで求めることができる。

【0057】しかし、通常のマハラノビス距離は固有値 (λ_i) の小さい部分でノイズの影響を大きく受けやす

$$D(x, y) = -\sum_{i=1}^n \log \frac{P(d_i|\alpha)}{P(d_i|\beta)}$$

$$d_i = \frac{x_i - y_i}{\sqrt{\lambda_i}}$$

$$\tilde{\lambda}_i = ^x\lambda_i + ^y\lambda_i$$

【0059】ここで、 α は同一のパターンから得られた特徴ベクトルの差の集合であり、 $P(d_i|\alpha)$ はその集合における差の分布、つまり誤差分布である。また、 β は個別の対象物によらずパターン全体から得られる特徴ベクトルの差の集合であり、 $P(d_i|\beta)$ はそのベ

$$P(d_i|\alpha) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\lambda_{i,\alpha}}} \exp\left(-\frac{d_i^2}{2\lambda_{i,\alpha}}\right)$$

$$P(d_i|\beta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\lambda_{i,\beta}}} \exp\left(-\frac{d_i^2}{2\lambda_{i,\beta}}\right)$$

【0061】ただし、

【外 4 6】

$$\lambda_{i,\alpha}$$

および

【外 4 7】

$$\lambda_{i,\beta}$$

$$D(x, y) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{\lambda_{i,\alpha}} - \frac{1}{\lambda_{i,\beta}} \right) d_i^2 + \sum_{i=1}^n (\log \lambda_{i,\alpha} - \log \lambda_{i,\beta}) \quad (16)$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{\lambda_{i,\alpha}} - \frac{1}{\lambda_{i,\beta}} \right) \frac{(x_i - y_i)^2}{\lambda_i} + \text{const.} \quad (17)$$

【0063】すなわち、式 (19) の右辺の第 1 項の平方根を求めれば、式 (11) で定義したマハラノビス距離に類似した距離関数を構成することができる。両者の違いは、式 (19) では特徴ベクトルの各次元毎に重み係数

【数 12】

$$\left(\frac{1}{\lambda_{i,\alpha}} - \frac{1}{\lambda_{i,\beta}} \right)$$

が付与されている点である。この重み係数は、誤差分布と全体のパターンの分布とに応じて求められるものである。誤差分布が全体のパターン分布に比較して十分小さい場合には、重み係数は大きな値となり、その次元を重視することを意味する。一方、誤差分布と全体のパターン分布とが同程度であるような場合には、重み係数は小さな値となり、相対的にその次元を無視する効果を得ることができ、ノイズの影響を受けやすい固有値 λ_i が小

いために識別性能が劣化するという問題点が指摘されている（例えば、加藤ほか「改良マハラノビス距離を用いた高精度な手書き文字認識」、電子情報通信学会論文誌, Vol. J79-D-II, No. 1, pp. 45-52, 1996）。この問題を解決するために、次式を利用して距離関数を定義してもよい。

【0058】

【数 9】

(13)

(14)

(15)

クトル差の分布である。分布関数 $P(d_i|\alpha)$ および $P(d_i|\beta)$ として正規分布を仮定すると、まず分布関数として次式が得られる。

【0060】

【数 10】

(16)

(17)

は、それぞれ分布関数 $P(d_i|\alpha)$ および $P(d_i|\beta)$ の分散である。この分布関数に基づいて、式 (13) を展開すると、次式の距離関数が得られる。

【0062】

【数 11】

さい特徴量を含んでも良好な結果が得られる。

【0064】以上のような考え方に基づいて、上記の

(1) に示す構成が導出される。ただし、以上述べた点は、主に KL 展開を特徴量とした場合における効果である。このような効果を述べた理由は、品質指標に応じて誤差分布を求め、それを照合に反映させる本発明の有効性を統計的・理論的に示すことが容易にできるためである。本発明の対象となる特徴量が、必ずしも KL 展開を行った特徴量に限られるものではない。本発明において最も重要な点は、品質指標に応じて適応的に特徴量の誤差を測定し、その誤差に基づく信頼性によって画像の照合を行う枠組を提供する点にある。KL 展開を用いて特徴量を抽出するのは、その効果的な実現形態の 1 つに過ぎない。

【0065】

【発明の実施の形態】以下に、実施例を挙げ、図面を参

照し、本発明について詳細に説明する。なお、先にも述べたが、ここでは、画像特徴抽出装置、画像特徴解析装置、および画像照合システムのうちで、皮膚紋様特徴抽出装置（皮膚紋様画像を処理対象の画像とする画像特徴抽出装置）、皮膚紋様特徴解析装置（皮膚紋様画像を処理対象の画像とする画像特徴解析装置）、および皮膚紋様照合システム（皮膚紋様画像を処理対象の画像とする画像照合システム）に特化させて、説明を行う。

【0066】

【実施例】下記の（１）～（７）に、皮膚紋様照合システムおよび皮膚紋様特徴解析装置について、いくつかの実施例を示す。なお、皮膚紋様特徴抽出装置は皮膚紋様照合システムの構成要素として組み込まれるものであるため、以下では、皮膚紋様特徴抽出装置の実施例を独立して挙げることはしない（皮膚紋様照合システムの構成要素として組み込まれる皮膚紋様特徴抽出装置は「特徴抽出部」と呼ぶことにする）。

【0067】（１） 本発明の皮膚紋様照合システムの第１の実施例

図１は、本発明の皮膚紋様照合システムの第１の実施例の基本構成を示すブロック図である。

【0068】図１に示すように、本実施例の皮膚紋様照合システムは、皮膚紋様（皮膚紋様画像）からその皮膚紋様の特徴データを抽出する特徴抽出部１１と、特徴抽出部１１から抽出される特徴データをデータベース化して管理するデータベース部１２と、特徴抽出部１１から抽出される特徴データを用いて当該特徴データとデータベース部１２に保存される各特徴データとの照合を行う照合部１３と、全体を制御するための制御部１４（図１では図面が複雑になるためにその接続関係を省略している）とを含んで構成されている。なお、先に述べたように、特徴抽出部１１が、皮膚紋様特徴抽出装置に該当する。

【0069】特徴抽出部１１は、指紋または掌紋などの皮膚紋様を画像として入力する画像入力手段１０１と、画像入力手段１０１から入力された皮膚紋様画像から特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段１０２と、特徴ベクトル抽出手段１０２で抽出された特徴ベクトルを主成分ベクトル記憶手段１０４に記憶された主成分ベクトルを用いてKL展開して特徴情報を生成するベクトル展開手段１０３と、特徴ベクトルの特徴量に対応する主成分ベクトルを記憶する主成分ベクトル記憶手段１０４と、特徴ベクトルの特徴量と品質指標との間の相関量を表す誤差分布情報を記憶する誤差分布情報記憶手段１０５と、画像入力手段１０１で入力された品質指標を抽出する品質指標抽出手段１０６と、品質指標抽出手段１０６で抽出された品質指標と誤差分布情報記憶手段１０５に記憶された誤差分布情報とを用いてベクトル展開手段１０３により抽出される特徴量の信頼度を付与する信頼度付与手段１０７とを備え、ベクトル展開手段１０３

で得られる特徴情報および信頼度付与手段１０７で得られる信頼度情報を皮膚紋様の特徴データとして出力する。

【0070】データベース部１２は、データ記憶手段１０９に記憶させる特徴データを登録や照会に応じて管理するデータベース管理手段１０８と、特徴抽出部１１から得られる特徴データを記憶するデータ記憶手段１０９とを備える。

【0071】照合部１３は、特徴抽出部１１から得られる特徴データとデータベース部１２に保存されている各データとの類似度を算出する類似度算出手段１１０と、類似度算出手段１１０の算出結果から一致／不一致の判定を行う判定手段１１１とを備え、皮膚紋様の照合を行い照合結果を出力する。

【0072】図２は、本実施例の皮膚紋様照合システムの動作を説明するための図である。

【0073】図３は、品質指標抽出手段１０６の構成の一例を示すブロック図である。

【0074】図４は、誤差分布情報記憶手段１０５内の２次元のテーブルの一例を示す図である。

【0075】次に、このように構成された本実施例の皮膚紋様照合システムの動作について説明する。ここでは、本実施例の皮膚紋様照合システムを用いて指紋照合を行う場合を例に説明する。

【0076】第１に、特徴抽出部１１の処理について説明する。

【0077】特徴抽出部１１内の画像入力手段１０１は、スキャナや２次元CCD（Charge Coupled Device）カメラなどを用いて、デジタル二次元画像として指紋紋様を入力する。近年ではネットワークを介して遠隔地に画像を伝送する技術も発達しているため、必要があれば遠隔地からの指紋画像を電子的なネットワークを利用して入力するように構成してもよい。なお、ここでは500DPI（Dot Per Inch）の解像度で撮像された512×512画素の大きさの画像を取り扱うものとして説明する。

【0078】特徴ベクトル抽出手段１０２は、画像入力手段１０１から入力された皮膚紋様の画像（ここでは、指紋画像）から特徴ベクトルを抽出する。特徴ベクトルとして抽出する特徴は、隆線方向や隆線ピッチなどさまざまな特徴が考えられるが、ここでは隆線方向特徴に注目し、特開平8-7097号公報に記載された隆線方向抽出装置を利用して特徴ベクトルを抽出する場合について説明する。

【0079】ここでの説明では、画像入力手段１０１から入力された指紋画像（デジタル画像）の水平・垂直座標を x 、 y と表し、画像データを $f(x, y)$ （ $x=1, 2, \dots, 512$; $y=1, 2, \dots, 512$ ）と表すことにする。特開平8-7097号公報に記載された隆線方向抽出装置では、画像データ $f(x, y)$ 内に予め

設定された局所領域C毎にその局所領域Cの隆線方向を抽出することができる。抽出される隆線方向 $\theta(C)$ は、ラジアン単位で $0 \leq \theta(C) < \pi$ の範囲の値である。局所領域Cとしては、 512×512 画素の画像の水平・垂直方向それぞれ32画素おきに設定され、計256($=16 \times 16$)個の局所領域C($C=1, 2, \dots, 256$)が設定される。

【0080】図2に、隆線方向の抽出例を図示する。図2では、線分の向きによって隆線方向を表現しており、その線分の長さによってその信頼度を表現している。隆

$$u_x(C) = \cos(2\theta(C))$$

$$u_y(C) = \sin(2\theta(C))$$

【0082】ここで、 $u_x(C)$ および $u_y(C)$ は変換後の隆線方向データを表す。

【0083】以上のようにして、特徴ベクトル抽出手段102は、全局所領域Cのベクトル形式の隆線方向データ $u_x(C)$ および $u_y(C)$ を要素とする512次元のベクトルを特徴ベクトル

【外48】

$$u = \begin{pmatrix} u_x(1) \\ u_x(2) \\ \vdots \\ u_x(256) \\ u_y(1) \\ u_y(2) \\ \vdots \\ u_y(256) \end{pmatrix}$$

【0085】ベクトル展開手段103は、主成分ベクトル記憶手段104に記憶された主成分ベクトルに基づいて、特徴ベクトル抽出手段102より抽出された特徴ベクトル

【外50】

u

をKL展開する。主成分ベクトル記憶手段104に記憶される主成分ベクトルとしては、例えば、後述の「皮膚紋様特徴解析装置の第1の実施例」によって算出された結果が用いられる。ここでは、L個の主成分ベクトルが記憶されているとし、これらをベクトル

【外51】

ψ_i

($i=1, 2, \dots, L$) と表すことにする。このベクトル

【外52】

ψ_i

は、特徴ベクトル

$$v_i = \psi_i^T u$$

【0088】したがって、KL展開には、式(24)で表されるL次元の特徴ベクトル

【外57】

v

線方向を特開平8-7097号公報のように $0 \leq \theta$

(C) $< \pi$ の範囲の角度で表現すると、本来 $\theta=0$ と $\theta=\pi$ とが同じ隆線方向を意味するものであるにもかかわらず、数値としては $\theta=0$ と $\theta=\pi$ とで不連続となるので、特徴ベクトルとしては不都合である。このため、抽出された隆線方向 $\theta(C)$ を次式に従って演算し、ベクトル形式の表現に変換する。

【0081】

【数13】

(20)

(21)

u

として出力する。つまり、特徴ベクトル

【外49】

u

の要素は、次式で表すことができる。

【0084】

20 【数14】

(22)

【外53】

u

30 と同じ次元数を持つベクトルであり、以下では列ベクトルとして表記する。

【0086】ベクトル展開手段103は、特徴ベクトル

【外54】

u

と主成分ベクトル

【外55】

ψ_i

とを用いて、L個の各主成分ベクトル毎に次式に従って演算を行い特徴ベクトル

40 【外56】

u

をKL展開する。

【0087】

【数15】

(23)

を得ることができる。後述の「皮膚紋様特徴解析装置の第1の実施例」の説明でも述べるが、次元数Lとしては、数次程度で精度が得られるので、例えば5次元の場合でも、もともとの隆線方向特徴の次元数512次元に

比較してデータ量を約100分の1程度に減少させることができる。

$$v = \begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_L \end{pmatrix}$$

【0090】また、予め複数の画像から採取した特徴ベクトル

【外58】

u

の平均値である平均値ベクトル

【外59】

\bar{u}

を求めてある場合には、式(23)の代わりに前述の式(3)に従って演算することによって特徴ベクトル

【外60】

u

を展開しても構わない。

【0091】次に、品質指標抽出手段106は、以下に示すような処理を行って、品質指標を抽出する。

【0092】この品質指標は、特徴ベクトル

【外61】

u

に加わっている誤差と相関があるデータであれば、どのようなデータであっても構わない。ここでは、前述の特開平8-7097号公報に示されている隆線方向の抽出時の信頼度を利用して品質指標を計算する場合を例に説明する。

【0093】図3に、隆線方向の信頼度を用いて品質指標データを計算する場合の品質指標抽出手段106の構成例を示す。この品質指標抽出手段106は、画像データ31を入力として隆線方向の信頼度を抽出する隆線方向信頼度抽出手段301と、主成分ベクトルを記憶する第2の主成分ベクトル記憶手段302と、隆線方向信頼度抽出手段301から得られる信頼度データと第2の主成分ベクトル記憶手段302に記憶される主成分ベクトル

$$Q_1 = \sqrt{\sum_C q(C)^2 \Psi_1(C)^2}$$

【0098】ここで、 $\Psi_i(C)$ は主成分ベクトル

【外64】

Ψ_i

の各要素である。画像の品質指標 Q_i は、L個の主成分ベクトル

【外65】

Ψ_i

$$Q = \begin{pmatrix} Q_1 \\ Q_2 \\ \vdots \\ Q_L \end{pmatrix}$$

【0100】データ変換手段303は、このベクトル量

【0089】

【数16】

(24)

ルとを用いて品質指標データ32を生成するデータ変換手段303とを備える。

【0094】隆線方向信頼度抽出手段301は、特開平8-7097号公報に記載された隆線方向抽出装置によって構成される。この隆線方向抽出装置では、前述の各局所領域Cに対する隆線方向 $\theta(C)$ と共に、その隆線方向 $\theta(C)$ の抽出の信頼度(以下、これを $q(C)$ と記す)を算出することができる。したがって、隆線方向信頼度抽出手段301は、この信頼度データを出力することで、隆線方向の信頼度 $q(C)$ を抽出する。なお、この場合の隆線方向信頼度抽出手段301の構成は、特徴ベクトル抽出手段102の構成と重複する部分があるので、両者を共通化しても構わない。

20 【0095】第2の主成分ベクトル記憶手段302は、主成分ベクトル記憶手段104に記憶される前述のL個の主成分ベクトル

【外62】

Ψ_i

と同じデータを記憶している。これもまた、特徴抽出部11としては構成が重複するので、主成分ベクトル記憶手段104と第2の主成分ベクトル記憶手段302とを共通化しても構わない。

30 【0096】データ変換手段303は、前述の方向の信頼度 $q(C)$ と主成分ベクトル

【外63】

Ψ_i

とを利用して、次式によって表される値を品質指標 Q_i として算出する。

【0097】

【数17】

(25)

40 に各々対応してL個計算される。次式のように、L個の Q_i を要素とするベクトルを

【外66】

Q

と表す。

【0099】

【数18】

(26)

50 【外67】

25

Q

を品質指標データ 32 として出力する。

【0101】誤差分布情報記憶手段 105 は、予め誤差分布情報（後述の皮膚紋様特徴解析装置の第 1 の実施例等によって算出しておいた誤差分布情報）を記憶している。後述の特徴解析装置の第 1 の実施例は、特徴ベクトル

【外 68】

v

の各要素 v_i に対応するベクトル

【外 69】

Q

の要素 Q_i が与えられたときの v_i の誤差の標準偏差 σ ($v_i ; Q_i$) を算出するものである。誤差分布情報記憶手段 105 は、離散化した Q_i に対する v_i の標準偏差を図 4 に示すような 2 次元のテーブルとして格納している。

【0102】信頼度付与手段 107 は、品質指標抽出手段 106 から得られる品質指標ベクトル

$$\sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1 \\ \sigma_2 \\ \vdots \\ \sigma_L \end{pmatrix}$$

【0104】第 2 に、データベース部 12 の処理について説明する。データベース部 12 は、制御部 14 から送られる制御信号に従って、データを登録したり、照会要求に応じてデータを照合部 13 に送ったりする。

【0105】データの登録の時には、データベース管理手段 108 は、例えばデータ ID (Identification) などのデータの管理情報と共に特徴抽出部 11 から得られる特徴ベクトル

【外 73】

v

および信頼度ベクトル

【外 74】

 σ

をデータ記憶手段 109 に登録する。

【0106】データ記憶手段 109 は、DRAM (Dynamic Random Access Memory) などの半導体メモリとハードディスクなどの記憶媒体とが用いられて構成される。

【0107】通常の指紋照合装置では、1 指あたりの指紋のデータ量が大きいために（例えば、浅井ほか「マニユーシャネットワーク特徴による自動指紋照合—照合過程—」（電子情報通信学会論文誌, vol. J72-D-II, No. 5, pp. 733-740, 1989）に記載されている照合方式では 1 指あたりおよそ 1000 バイトのデータ量となる）、全てのデータを DRAM 上に登録させておくことはコスト的に難しく、ハードディスクなどのアクセスが遅い記憶媒体を用いざるを得なか

10

【外 70】

Q

に対応する標準偏差の値を誤差分布情報記憶手段 105 内のテーブル値を参照することで算出し、信頼度を表すベクトルを出力する。例えば、品質指標データのベクトル

【外 71】

Q

の要素 Q_1 が、 $\alpha_1 \leq Q_1 < \alpha_2$ であるならば、図 4 の $\sigma_{1,2}$ の標準偏差の値を出力する。同様に、他の要素 Q_i についても Q_i の値に応じてテーブル値を参照し、標準偏差の値を出力する。出力される値を各要素 Q_i に応じて σ_i と表すことにすると、信頼度付与手段 107 は信頼度を表すベクトルとして次式のベクトル

【外 72】

 σ

を出力することになる。

【0103】

【数 19】

(27)

った。また、DRAM などのメモリを用いて高速化しても、データ転送量が多くなるためにデータの転送が処理のボトルネックとなる場合が多かった。

【0108】しかし、本実施例、ひいては本発明の皮膚紋様照合システムでは、登録する特徴ベクトル

【外 75】

v

および信頼度ベクトル

【外 76】

 σ

の次元数 L を 5 次元としても、1 つの指紋あたりのデータ量は 10 次のデータだけであり、1 次元あたり 1 バイトとすれば 10 バイトのデータ登録量で済ませられる。例えば、一千万指 ($= 10^7$ 指) のデータを登録した場合でも、高々 100M バイト程度の容量にしかならない。このため、データ記憶手段 109 においては、DRAM などのアクセスが高速な半導体メモリ上に照合対象となる全てのデータを登録することがコスト的に可能となる。データ記憶手段 109 において、ハードディスクも合わせて記憶媒体とするのは、あくまでバックアップ用であり、障害時の復旧用として用いるためである。また、DRAM とハードディスクとの代わりにフラッシュメモリなどの不揮発性メモリを用いた半導体ディスクを用いてもよい。

【0109】照会時には、データベース管理手段 108 は、データ記憶手段 109 に登録されている各特徴ベクトル

50

27

28

【外 77】

 v

と表記し、データベース部 12 から送られる特徴ベクトルおよび信頼度ベクトルのデータをそれぞれ

および信頼度ベクトル

【外 81】

【外 78】

 σ v^f

を照合部 13 に送る。

および

【外 82】

【0110】第 3 に、照合部 13 の処理について説明する。

 σ^f

【0111】照合部 13 は、制御部 14 からの要求（照会要求）に応じて、特徴抽出部 11 から送られるデータとデータベース部 12 から送られる各データとの一致／不一致を判定し、一致と見做されたデータのデータ ID などの管理情報を照合結果として出力する。以下に、この照合部 13 について詳しく説明する。

と表記することにする。

【0113】類似度算出手段 110 は、先に説明した式（19）に基づいて定義した次式の類似度 z （

【外 83】

 v^s

【外 84】

 v^f

【外 85】

 σ^s

【外 86】

 σ^f

【0112】照合部 13 内の類似度算出手段 110 は、特徴抽出部 11 から送られる特徴ベクトルおよび信頼度ベクトルと、データベース部 12 から送られる特徴ベクトルおよび信頼度ベクトルのデータとを用いて、その間の類似度を算出する。ここでは、特徴抽出部 11 から送られる特徴ベクトルおよび信頼度ベクトルをそれぞれ

）の値を算出する。

【0114】

【数 20】

および

【外 80】

 σ^s

$$z(v^s, v^f, \sigma^s, \sigma^f) = \sum_{i=1}^L \left(\frac{1}{\sigma_{i,s}^2} - \frac{1}{\sigma_{i,f}^2} \right) \frac{(v_i^f - v_i^s)^2}{\sigma_i^s \sigma_i^f} \quad (28)$$

【0115】ここで、

 σ^f

【外 87】

 v_i^s

の要素を表す。

【0116】この計算で得られる類似度 z （

【外 95】

 v^s

および

【外 88】

 v_i^f

【外 96】

 v^f

はそれぞれ特徴ベクトル

【外 89】

 v^s

【外 97】

 σ^s

および

【外 90】

 v^f

【外 98】

 σ^f

の要素を表し、

【外 91】

 σ_i^s

）は、値が小さい程類似していることを示す尺度であり、値が小さい程 2 つのデータが似ていることを意味する。

および

【外 92】

 σ_i^f

【0117】なお、類似度算出手段 110 は、上記の式によらず次式のように計算することによって類似度を算出することもできる。

【0118】

【数 21】

および

【外 94】

 σ^s

$$z(v^s, v^t, \sigma^s, \sigma^t) = \sum_{i=1}^L \left(\frac{1}{\sigma_{i,\alpha}} - \frac{1}{\sigma_{i,\beta}} \right) \frac{|v_i^s - v_i^t|}{\sqrt{\sigma_i^s \sigma_i^t}} \quad (29)$$

【0119】式(29)を用いて類似度を計算する場合
には、予め照会側(特徴抽出部11から送られてくる
側)の信頼度ベクトル

【外99】

σ

やデータベース側(データベース部12から送られてく
る側)の信頼度ベクトル

【外100】

σ

の各要素を平方根の逆数 $1/(\sigma_i^{1/2})$ の形で予め計
算しておくことによって、より演算量を少なくすることが
可能であり、速度を向上させることができる。なお、式
(29)は分布関数として、正規分布ではなく双指数分
布 $(\exp(-a|x|))$ の関数形をしている)を仮
定したときに導くことができる距離の定義式である。双
指数分布は、特異なノイズが多い場合の推定に用いられ
ることがあり、式(29)による方が式(28)による
よりも、低品質な画像を取り扱う場合には、良い精度で
識別を行うことができる。

【0120】また、

【外101】

$\sigma_{i,\alpha}$

および

【外102】

$\sigma_{i,\beta}$

はそれぞれパラメータである。これらのパラメータは、
予め定めておくものである。その定め方の1つの方法と
しては、次のように計算すれば、容易に定めることがで
きる。

【0121】すなわち、同一の指紋から得られた個別の

$$d_i^{j,k} = \frac{|v_i^{t,j} - v_i^{s,k}|}{\sigma_i^{t,j} \sigma_i^{s,k}} \quad (30)$$

$$\sigma_{i,\alpha} = \sqrt{\frac{1}{K-1} \sum_{j=1}^K (d_i^{t,j} - \sum_{k=1}^K d_i^{t,k})^2} \quad (31)$$

$$\sigma_{i,\beta} = \sqrt{\frac{1}{K-1} \sum_{j=1}^K \sum_{k=1}^K (d_i^{j,k} - \sum_{l=1}^K \sum_{m=1}^K d_i^{l,m})^2} \quad (32)$$

【0123】判定手段111は、類似度算出手段110
によって得られた類似度 z (

【外111】

v^s

【外112】

v^t

【外113】

σ^s

画像のK個の対(例えば、 $K=10000$ で一万指の
対)を用意する。用意されたデータから、特徴抽出部1
1によって演算される特徴ベクトル

【外103】

v

と信頼度ベクトル

【外104】

σ

とを各データに対して算出しておく。対となるデータを
【外105】

$v^{t,j}$

【外106】

$\sigma^{t,j}$

および

【外107】

$v^{s,i}$

【外108】

$\sigma^{s,i}$

($j=1, 2, \dots, K$)と表記するとして、例えば次式
に従ってパラメータ

【外109】

$\sigma_{i,\alpha}$

および

【外110】

$\sigma_{i,\beta}$

を算出する。

【0122】

【数22】

)に基づき、データベース部12に登録されているデー
タについて同一と見做せるデータの情報を照合結果とし
て出力する。

【0124】なお、類似度算出手段110における式
(28)や式(29)の累積の計算では、累積計算の各
ステップにおいて予めしきい値よりも大きい距離値にな
った場合には「同一と見做せないデータ」と判定し累積
計算を打ち切ってもよい。このように処理を打ち切るこ
とによって、演算量の大幅な削減が可能となる。

【0125】(2) 本発明の皮膚紋様特徴解析装置の第1の実施例

図5は、本発明の皮膚紋様特徴解析装置の第1の実施例(皮膚紋様特徴解析装置51)の基本構成を示すブロック図である。

【0126】本実施例の皮膚紋様特徴解析装置51は、皮膚紋様画像のデータセットからその特徴ベクトルを抽出し、その特徴ベクトルの分布情報を解析するものであって、特徴ベクトルの分布の主成分ベクトルおよび品質指標と特徴ベクトルとの誤差の相関関係の情報である誤差分布情報を算出する。

【0127】図5に示すように、この皮膚紋様特徴解析装置51は、皮膚紋様の画像データから特徴ベクトルを抽出する特徴ベクトル抽出手段501と、特徴ベクトル抽出手段501から得られる特徴ベクトルの皮膚紋様画像のデータ分布の主成分ベクトルを算出する主成分ベクトル算出手段502と、主成分ベクトル算出手段502によって得られる主成分ベクトルを記憶する主成分ベクトル記憶手段503と、主成分ベクトル記憶手段503の主成分ベクトルを用いて、特徴ベクトル抽出手段501によって得られる特徴ベクトルをKL展開するベクトル展開手段504と、皮膚紋様画像から品質指標情報を抽出する品質指標抽出手段505と、品質指標抽出手段505から得られる品質指標情報とベクトル展開手段504によって得られた特徴ベクトルとの誤差分布の相関関係を解析する誤差分布情報解析手段506とを含んで構成されている。

【0128】図6は、本実施例の皮膚紋様特徴解析装置51の処理を示す流れ図である。この処理は、画像データ特徴ベクトル抽出ステップ601と、分散共分散行列算出用統計計算ステップ602と、全データ終了判定ステップ603と、平均値ベクトルおよび分散共分散行列算出ステップ604と、主成分ベクトル算出ステップ605と、品質指標算出ステップ606と、特徴ベクトル抽出ステップ607と、特徴ベクトルKL展開ステップ608と、特徴ベクトル誤差算出ステップ609と、誤差分布情報算出用統計計算ステップ610と、全データ終了判定ステップ611と、誤差分布情報出力ステップ612とからなる。

【0129】図7は、本実施例の皮膚紋様特徴解析装置51の解析結果(品質指標に対する誤差の標準偏差の実験結果)の一例を示す図である。

【0130】次に、このように構成された本実施例の皮膚紋様特徴解析装置51の動作について説明する。ここでは、先に説明した皮膚紋様照合システムの第1の実施例(指紋を対象とした皮膚紋様照合システム)の主成分ベクトル記憶手段104および誤差分布情報記憶105に記憶させておく主成分ベクトルおよび誤差分布情報のデータを算出する場合の動作を例に説明する。

【0131】本発明の皮膚紋様特徴解析装置では、皮膚

紋様画像のデータセットを用意する必要があり、ここでの説明では先に説明した指紋の照合を行う皮膚紋様照合システムの第1の実施例に対応させて指紋画像のデータを用意する。この指紋データとして、N指の対の指紋データ計 $2N (=N')$ 指分のデータがあるとする。Nとしては、一万指程度あれば比較的良好な結果が得られるが、多ければ多い程よりよい結果が得られる。これらの画像データセットは、皮膚紋様照合システムの第1の実施例で述べたようなスキャナなどの適当な画像入力手段を用いて入力しても構わないが、市販の指紋画像データベースを画像データセットとして用いても構わない。例えば、米国のNational Institute of Standards and Technology (以下、NISTと略す)が発行している指紋画像データベースNIST Special Database 14などが利用可能である。ただし、NISTのデータベースを利用する場合には、 512×512 画素に指紋を切り出す必要がでてくる。これは、特開平1-271884号公報に開示されている指紋中心検出方式によって、指紋画像中の中心位置を定め、その点を基準に切り出しておけばよい。

【0132】以下、図6の流れ図を用いて説明する。

【0133】まず、主成分ベクトルの抽出動作について説明する(図6ステップ601~605参照)。

【0134】ステップ601~605の処理では、K個のデータの各々について指紋画像データの特徴ベクトルが抽出され、そのベクトルの分布の分散共分散行列を求めるための演算が行われ、得られた分散共分散行列から主成分ベクトルが求められる。

【0135】特徴ベクトル抽出手段501は、図1中の特徴ベクトル抽出手段102と同様に、式(22)で表される指紋の隆線方向をM次元の特徴ベクトル

【外115】

$$u_i$$

($i = 1, 2, \dots, M$)として抽出する(ステップ601)。

【0136】主成分ベクトル算出手段502は、得られた特徴ベクトル

【外116】

$$u_i$$

について、まず式(1)で述べた分散共分散行列

【外117】

$$V$$

を求めるための演算を行う(ステップ602)。この演算は、式(1)を用いると、まず N' 個の

【外118】

$$u_i$$

について式(2)により平均値

【外119】

$$\bar{u}$$

33

を計算した後に、もう一度 N' 個の

【外 1 2 0】

 u_i

を用いて式 (1) によって分散共分散行列を計算する必要がある。したがって、 $2N$ 個の

【外 1 2 1】

 u_i

データをメモリ上に保持するか、あるいは、特徴ベクトル

$$V = \frac{1}{N' - 1} \sum_{i=1}^{N'} (u_i - \bar{u})(u_i - \bar{u})^t$$

(33)

$$= \frac{1}{N' - 1} \sum_{i=1}^{N'} u_i u_i^t - \bar{u} \bar{u}^t$$

(34)

$$\bar{u} = \frac{1}{N'} \sum_{i=1}^{N'} u_i$$

(35)

【0 1 3 8】つまり、ステップ 6 0 2 の処理では、平均値ベクトル

【外 1 2 3】

 \bar{u}

を求めるためのベクトルの累和演算と、式 (3 4) の右 20 辺第 1 項の

【数 2 4】

$$\frac{1}{N' - 1} \sum_{i=1}^{N'} u_i u_i^t$$

を算出するための $M \times M$ 行列である

【外 1 2 4】

 u_i

【外 1 2 5】

 u_i^t

の累和の演算とを行えばよい。これらの演算は 1 つ 1 つ 30 の特徴ベクトル

【外 1 2 6】

 u_i

が抽出された時点で計算可能であるので、全データの特徴ベクトル

【外 1 2 7】

 u_i

を同時に保持したり、画像データから特徴ベクトル

【外 1 2 8】

 u_i

を再度抽出したりする必要はない。

【0 1 3 9】主成分ベクトル算出手段 5 0 2 は、データセットの全ての画像についてステップ 6 0 1 および 6 0 2 の処理が繰り返された後に (ステップ 6 0 3 参照)、得られた結果に基づいて、平均値ベクトル

【外 1 2 9】

 \bar{u}

および分散共分散行列

【外 1 3 0】

 V

34

【外 1 2 2】

 u_i

の抽出を画像データから再度行う必要がでてくる。このため、主成分ベクトル算出手段 5 0 2 は、ここでは、式 (1) を変形して得られる次の式 (3 4) に従って演算を行う。

【0 1 3 7】

【数 2 3】

をそれぞれ式 (3 5) および式 (3 4) に基づいて算出する (ステップ 6 0 4)。

【0 1 4 0】次に、主成分ベクトル算出手段 5 0 2 は、ステップ 6 0 4 の処理において得られた分散共分散行列

【外 1 3 1】

 V

から特徴ベクトル

【外 1 3 2】

 u_i

の分布の主成分分析を行い、主成分ベクトルを求める (ステップ 6 0 5)。なお、主成分分析は、広く知られている方法であり、例えば、前述の C. L. Wilson らの文献でも簡単に記述されており、前述の「画像解析ハンドブック」(pp. 4 0 - 4 2) にも解説されている。

【0 1 4 1】 $M \times M$ 次元の分散共分散行列

【外 1 3 3】

 V

に対して、 M 個の主成分ベクトル

【外 1 3 4】

 Ψ_i

($i = 1, 2, \dots, M$; 主成分ベクトルに対応する固有値が大きい順に第 1 主成分ベクトル, 第 2 主成分ベクトル, ..., 第 M 主成分ベクトルと呼ぶ) を計算することができる。このうち数個のベクトルを用いればよく、この主成分ベクトルの選定は、 KL 展開した後の特徴ベクトルを用いて実際に照合処理を行うなどして実験的に定めればよい。指紋画像の場合には、上位の 2 つの主成分ベクトルが特に良好な特性を持っており、主成分ベクトルの固有値が大きい上位 5 ~ 6 個の主成分ベクトルを用いれば十分である。以下では、 L 個の主成分ベクトルを選択した場合について説明する。

【0 1 4 2】主成分ベクトル算出手段 5 0 2 は、 L 個の主成分ベクトル

【外 1 3 5】

35
 Ψ_i

を、主成分ベクトル記憶手段503に保存する。

【0143】以上により、主成分ベクトル
【外136】

 Ψ_i

の抽出が終了する。

【0144】次に、誤差分布の解析動作について説明する(図6ステップ606～612参照)。

【0145】誤差分布の解析では、対のデータセットから得られるKL展開後の特徴ベクトルの対の間での誤差分布と品質指標との間の相関関係が解析される。

【0146】この誤差分布の解析では、対のデータセットは前述のN個の対の指紋画像データセットが用いられる。もっとも、このデータセットは主成分ベクトルの抽出の際に用いたデータセットと同じである必要はなく、

$$Q_{i,j} = \begin{pmatrix} Q_{i,j,1} \\ Q_{i,j,2} \\ \vdots \\ Q_{i,j,l} \\ \vdots \\ Q_{i,j,L} \end{pmatrix}$$

$$Q_{i,j,l} = \sqrt{\sum_C q_{i,j,l}(C)^2 \Psi_l(C)^2}$$

【0150】なお、ここで、 $q_{i,j,l}(C)$ および $\Psi_l(C)$ は、それぞれ式(25)で説明した隆線方向信頼度およびKL展開に用いる主成分ベクトルである。算出された品質指標

【外138】

 $Q_{i,j}$

は、誤差分布情報解析手段506に送られる。

【0151】一方、特徴ベクトル抽出手段501は、対となる画像データの特徴ベクトルを抽出する(ステップ607)。抽出された対の特徴ベクトルを

【外139】

 $u_{i,j}$

($i=1, 2, \dots, N; j=1, 2$) とする。

【0152】ベクトル展開手段504は、得られたM次元の特徴ベクトル

$$v_{i,j,l} = \Phi_l^T u_{i,j}$$

$$v_{i,j} = \begin{pmatrix} v_{i,j,1} \\ v_{i,j,2} \\ \vdots \\ v_{i,j,l} \\ \vdots \\ v_{i,j,L} \end{pmatrix}$$

【0154】得られた特徴ベクトル

【外143】

 $v_{i,j}$

は、誤差分布情報解析手段506に送られる。

【0155】誤差分布情報解析手段506は、品質指標抽出手段505から送られる対の各データの品質指標

【外144】

36

ある程度大量の同一指紋から得られた異なる画像データのセットであればよい。

【0147】ステップ606～611の処理では、対となる各画像データの品質指標とKL展開とにより特徴ベクトルが抽出され、その誤差分布情報が求められる。

【0148】品質指標抽出手段505は、前述の「皮膚紋様照合システムの第1の実施例」における処理と同様に、対となるデータの品質指標を算出する(ステップ606)。得られる品質指標を

【外137】

 $Q_{i,j}$

($i=1, 2, \dots, N; j=1, 2$) とすると、次式で表される量となる。

【0149】

【数25】

(36)

(37)

【外140】

 u_i

に対して、KL展開を行う(ステップ608)。すなわち、主成分ベクトル記憶手段503に記憶されたL個の主成分ベクトル

【外141】

 Ψ_l

($l=1, 2, \dots, L$) を用いて、式(38)に従ってKL展開を行い、KL展開後の特徴ベクトル

【外142】

 $v_{i,j}$

を得る。

【0153】

【数26】

(38)

(39)

 $Q_{i,j}$

およびベクトル展開手段504から送られる特徴ベクトル

【外145】

 $v_{i,j}$

を用いて、品質指標と誤差分布との相関関係を解析する。より具体的には、対の特徴ベクトル

37

【外 146】

 $v_{i,j}$

と品質指標

【外 147】

 $Q_{i,j}$

とが送られたときに、前述の図 4 に示した品質指標

【外 148】

 $Q_{i,j}$

の値と各要素（この各要素は

【外 149】

 $v_{i,j}$

の各要素と対応している）とに応じた

$$\sigma_{k,l} = \sqrt{\frac{1}{N_{k,l}-1} \sum_i (v_{i,j,l} - \frac{1}{\sum_{j=1}^2 1} \sum_{j=1}^2 v_{i,j,l})^2} \quad (40)$$

$$= \sqrt{\frac{1}{4(N_{k,l}-1)} \sum_i (v_{i,1,l} - v_{i,2,l})^2} \quad (41)$$

【0157】ここで、 $N_{k,l}$ は各テーブルエン트리毎のデータ数であり、式（40）の 2 つの総和記号のうち右辺のはじめの総和記号 \sum_i の演算は、テーブルエン트리毎の対のデータにわたる和である。式（40）では、同じ指紋から得られる異なった特徴ベクトル $v_{i,j,l}$ の平均値からのずれを誤差と定義しており、対のデータの（つまり 2 つのデータしかない）場合には式（41）に示すように単に値の差 $v_{i,1,l} - v_{i,2,l}$ を 2 つのデータの差の誤差と見做していることになる。同じ画像から複数得られる場合には、平均値の推定精度は良くなり誤差の推定精度も向上するので、できるだけデータセットは多い方が望ましい。

【0158】誤差分布情報解析手段 506 は、実際には、以下のように処理を行う。

【0159】まず、予め品質指標の

【外 152】

 $Q_{i,j}$

の値の分布幅を調べておいて、その分布から

【外 153】

 $Q_{i,j}$

の各要素を離散化するためのしきい値を求めておく。例えば、品質指標ベクトル

【外 154】

 $Q_{i,j}$

の各要素の値域が Q_{\min} から Q_{\max} の範囲に分布する場合には、この値域を例えば等間隔に 256 (=n) 区分するようにしきい値を求める。このしきい値を、それぞれ $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{n-1}$ とする。

【0160】次に、品質指標

【外 155】

 Q

の各要素 k 毎に、値を α_i と比較した上で離散化し、どのテーブルエントリに対応するか調べる。対応するエン

38

【外 150】

 $v_{i,j}$

の誤差の標準偏差のテーブルを作成する。つまり、品質指標

【外 151】

 $Q_{i,j}$

の各要素 k 毎に、その値を離散化し、離散化した品質指標値に対応するテーブルエン트리毎に式（40）に示す誤差の標準偏差を計算する（ステップ 609）。

【0156】

【数 27】

トリ毎に、式（41）の誤差の総和部分 $\sum_i (v_{i,1,l} - v_{i,2,l})^2$ を求めるための演算を行う（ステップ 610）。なお、データエン트리中に標準偏差を求めるためのデータが 1 個以下しかない場合には、式（41）の演算を実施できないので、この場合には適当な規定値を標準偏差としてセットする。規定値としてセットする値としては、誤差が大きいものと推測して、計算して得られる $\sigma_{i,j}$ の最大値程度にしておけばよい。また、前述のように「256 段階」というように品質指標の値を細かく離散化した場合には、標準偏差を計算するときに、データ不足を補うために前後の品質指標値に対応する統計量を平均化して標準偏差を求めた方がよい。

【0161】データセット中の全ての対データについてステップ 606～611 の処理が終了し場合には（ステップ 611 参照）、誤差の標準偏差のテーブルエン트리毎に式（40）で定義される標準偏差を計算し、計算結果を誤差分布情報として出力する（ステップ 612）。

【0162】以上により、先に説明した皮膚紋様照合システムの第 1 の実施例に用いられる主成分ベクトルや誤差分布情報を算出することができる。図 7 に、特徴ベクトルのある次元 i における品質指標値に対する誤差の標準偏差の実験結果のグラフを示す。

【0163】（3）本発明の皮膚紋様照合システムの第 2 の実施例および本発明の皮膚紋様特徴解析装置の第 2 の実施例

【0164】上記の（1）および（2）で述べた皮膚紋様照合システムの第 1 の実施例および皮膚紋様特徴解析装置の第 1 の実施例では、品質指標として隆線方向抽出における固有値の値を用いた場合について説明した。ここで説明する実施例では、これとは別に、入力された特徴ベクトルと特徴ベクトル本来の分布からの距離とを用いて品質指標を算出する場合の皮膚紋様照合システムおよび皮膚紋様特徴解析装置について説明する。

【0165】まず、本実施例における品質指標の測定の原理について説明する。

【0166】本実施例では、ノイズがない状態で特徴ベクトルが分布する閉空間までの距離を特徴ベクトルの品質を測る尺度基準として採用し、特徴ベクトルが分布する閉空間をサンプル点によって代表させ、最も近いサンプル点までの距離を品質指標として定義する。

【0167】以下、品質指標抽出の原理について具体的に説明する。ノイズの重畳がなく品質が良いパターンから得られた特徴ベクトルの分布は、その特徴ベクトルと同じ次元数を持つベクトルが張る空間内のある一定の範囲の閉空間中に局在する。例えば、図8に示したΩが特徴パターンが分布する閉空間であるとする。品質指標が十分に良く、特徴ベクトルに対してノイズが重畳してい

$$\lim_{n_s \rightarrow \infty} \min_{y \in \Omega} \|x - y\| = 0$$

【0170】ここで、本来ノイズがない状態では閉空間Ω中の特徴ベクトル

【外157】

X

となるパターンが、ノイズ

【外158】

N

の重畳により、図8に示すように閉空間Ωの外側の特徴ベクトル

【外159】

O

として抽出された場合を、考える。

【0171】本実施例で定義する品質指標の値は、特徴ベクトル分布空間Ω中の

【外160】

O

に最も近いサンプル点

【外161】

Y

との距離

【数29】

$$\|Y - O\|$$

である。この距離は、サンプル数が無限に多い理想的な極限状態では、閉空間Ωまでの距離と同値となる。

【0172】したがって、予めノイズが少ない特徴ベクトルをデータベースに登録しておき、そのデータベース中のデータとの間の距離の最小値を求めることで、近似的に特徴ベクトルが分布する閉空間Ωまでの距離を測定することができる。

【0173】次に、具体的な実施例について説明する。本実施例の皮膚紋様照合システムまたは皮膚紋様特徴解析装置では、(1)または(2)で述べた皮膚紋様照合システムまたは皮膚紋様特徴解析装置の第1の実施例における品質指標抽出手段106または505、信頼度付

ないと見做せる特徴ベクトルのデータサンプルが与えられる場合を考える。このようなデータサンプルを、図8の中では閉空間Ω内のサンプル点として表している。

【0168】閉空間Ω中のデータサンプル数 n_s が十分大きければ、閉空間Ω中にはデータサンプルが密に存在し、最も近い特徴ベクトルとの間の距離は0に近づく。つまり、サンプルデータ数が無限に多い理想的な極限状態では、閉空間Ω中の任意の特徴ベクトル

【外156】

X

について、次式が成り立つ。

【0169】

【数28】

$$(42)$$

与手段107、誤差分布情報記憶手段105、および誤差分布情報解析手段506についてその構成や動作に変更を加えるものであり、それ以外の部分に関しては、基本的な構成や動作に変更はない。ただし、図1または図5ではベクトル展開手段103または504と品質指標抽出手段106または505との間の接続関係を示していないが、本実施例における品質指標抽出手段はKL展開後の特徴ベクトルを入力するものとし、ベクトル展開手段103または504からその特徴ベクトルを入力するものとする。

【0174】図9は、本実施例における品質指標抽出手段90の構成を示すブロック図である。この品質指標抽出手段90は、データベース903内の特徴ベクトルと入力の特徴ベクトルとの間の距離を算出する距離算出手段901と、距離算出手段901から得られる距離の中で最も距離が小さい値を更新・保持する距離更新手段902と、KL展開した特徴ベクトルを入力として予めKL展開した特徴ベクトルを複数登録してあるデータベース903と、全体を制御する制御手段904とを備える。

【0175】図10は、品質指標抽出手段90の処理を示す流れ図である。この処理は、特徴ベクトル距離算出ステップ1001と、距離最小値更新ステップ1002と、全データ処理終了判定ステップ1003とからなる。

【0176】図11および図12は、本実施例の動作を説明するための図である。

【0177】次に、このように構成された本実施例の皮膚紋様照合システムまたは皮膚紋様特徴解析装置における品質指標抽出手段90の動作について説明する。ここでは、図10に示した品質指標抽出手段90の処理のフローに従って説明を行う。

【0178】まず、距離算出手段901は、入力された特徴ベクトルとデータベース903中の特徴ベクトルと

10

20

30

40

50

の類似度（距離）を計算する（ステップ 1001）。

【0179】データベース 903 中に登録しておく特徴ベクトルは、予め高品質な複数の画像を用いて抽出した KL 展開後の特徴ベクトルである。高品質か否かの判定は、目視によって選んでも構わないが、次のような基準により自動的に判定しても構わない。つまり、同一紋様から少なくとも 2 つ以上の画像から得られる KL 展開後の特徴ベクトルの誤差の標準偏差を調べ、誤差の標準偏差が十分に小さい画像をノイズが少ない高品質な画像と判定する。データベース 903 中に登録しておく特徴ベクトルの数は、指紋の場合には一万指程度あればよい。

【0180】特徴ベクトルの距離は、例えば式（4）に示したユークリッド距離を用いて算出される。

【0181】距離更新手段 902 は、距離算出手段 901 で算出された距離の大きさが最小であれば、距離の最小値として更新・保持する（ステップ 1002）。

【0182】制御手段 904 は、データベース 903 中の全ての特徴ベクトルについての距離算出および最小値の更新が終了しているか否かを判断し（ステップ 1003）、全てのデータに対する処理が終了するまでステップ 1001 および 1002 の処理を繰り返す制御を行う。

【0183】品質指標抽出手段 90 は、最終的に得られた距離の最小値を品質指標値 Q として出力する。本実施例の場合の品質指標は、皮膚紋様照合システムまたは皮膚紋様特徴解析装置の第 1 の実施例で示した品質指標とは違い、ベクトル量ではなくスカラ量である。

【0184】本実施例の皮膚紋様特徴解析装置は、前述の品質指標抽出手段 90 から得られる品質指標値 Q を用いて、誤差分布情報解析手段により品質指標に対する誤差分布のテーブルを作成する。これは、皮膚紋様特徴解析装置の第 1 の実施例での説明における各品質指標ベクトル

【外 162】

Q

の各要素 Q_i を同一の品質指標値 Q であると見做して品質指標値に対する誤差の標準偏差を算出することによって実現される。

【0185】もっとも、この演算によって得られるテーブルは、図 4 に示したような 2 次元テーブルである必要はなく、図 11 に示すような 1 次元テーブルで十分であるので、誤差分布情報としてはこの 1 次元テーブルを出力する。前述のようにして実際に得られた誤差の標準偏差の 1 次元テーブルの例をグラフ表現した図を、図 12 に示す。

【0186】本実施例の皮膚紋様照合システムは、前述の品質指標抽出手段 90 によって得られる品質指標値 Q を用いて、照合を行う。この場合の動作について、図 1 を用いて説明する。

【0187】図 1 中の品質指標抽出手段 106 における

処理は、品質指標抽出手段 90 によって行われる。ただし、図 1 では、品質指標抽出手段 106 の入力画像入力手段 101 であるが、品質指標抽出手段 90 はベクトル展開手段 103 から得られる KL 展開された特徴ベクトルを入力とする。

【0188】誤差分布情報記憶手段 105 は、前述の皮膚紋様特徴解析装置によって得られる誤差分布情報を 1 次元テーブルとしてメモリ上に記憶しておく。

【0189】信頼度付与手段 107 は、品質指標抽出手段 106（ここでは品質指標抽出手段 90 によって実現される）から得られるスカラ量の品質指標値 Q をテーブル参照のエントリとして用いて、誤差分布情報記憶手段 105 に 1 次元テーブルとして記憶されている誤差分布情報を参照し、品質指標値に対する誤差の標準偏差を出力する。

【0190】上記で説明した以外の処理は、先に述べた皮膚紋様照合システムの第 1 の実施例と同様に処理を行うことで、照合処理を実現することができる。

【0191】（4） 本発明の皮膚紋様照合システムの第 3 の実施例および本発明の皮膚紋様特徴解析装置の第 3 の実施例

【0192】ここでは、隆線方向パターン標準パターンとの距離を用いた品質指標を用いる場合の皮膚紋様照合システムおよび皮膚紋様特徴解析装置（それぞれの第 3 の実施例）について説明する。

【0193】図 13 は、本実施例における品質指標抽出手段の基本構成を示すブロック図である。

【0194】本実施例における品質指標抽出手段 130 は、入力される隆線方向パターンおよびその信頼度を記憶する第 1 方向パターン記憶手段 1301 と、第 1 方向パターン記憶手段 1301 および第 3 方向パターン記憶手段 1306 に記憶されている方向パターンおよびその信頼度を用いて 2 つのパターン間の距離を算出する距離算出手段 1302 と、距離算出手段 1302 によって算出された距離値が最適値であるかを判定し距離値およびそのときのアフィンパラメータを更新・保持するパラメータ更新手段 1303 と、隆線方向標準パターンおよびその信頼度を記憶する第 2 方向パターン記憶手段 1304 と、第 1 方向パターン記憶手段 1301 または第 2 方向パターン記憶手段 1304 に記憶される方向パターンおよびその信頼度をアフィン変換するアフィン変換手段 1305 と、アフィン変換手段 1305 によって変換された方向パターンおよびその信頼度を記憶する第 3 方向パターン記憶手段 1306 と、アフィン変換のパラメータをはじめとして全体の動作を制御する制御手段 1307 とを備える。

【0195】図 14 は、本実施例における品質指標抽出手段 130 の処理を示す流れ図である。この処理は、アフィン変換ステップ 1401 と、距離算出ステップ 1402 と、距離およびアフィンパラメータ更新・保持ステ

ップ1403と、全探索範囲処理終了判定ステップ1404とからなる。

【0196】次に、このように構成された本実施例の皮膚紋様照合システムまたは皮膚紋様特徴解析装置における品質指標抽出手段130の動作について説明する(図14参照)。

【0197】入力されるパターンは、皮膚紋様照合システムの第1の実施例で説明した隆線方向パターン θ

$$\theta_x(C) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\theta_i(C)) \quad (43)$$

$$\theta_y(C) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sin(2\theta_i(C)) \quad (44)$$

$$\theta(C) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{\theta_y}{\theta_x} \quad (45)$$

$$Q(C) = \sqrt{\theta_x(C)^2 + \theta_y(C)^2} \quad (46)$$

【0199】アフィン変換手段1305は、予め設定した並進・回転の変位量の探索範囲内の値(Δx , Δy , $\Delta \theta$)に応じて、アフィンパラメータを定め、方向パターンおよびその信頼度をアフィン変換する(ステップ1401)。

【0200】アフィン変換は広く知られたアルゴリズムであり、例えば前述の「画像ハンドブック」(pp. 423-429)にも解説があるので、ここでは詳しい説明は省略する。ただし、方向パターンのアフィン変換は、通常の画像のアフィン変換と比べて異なる点があり注意が必要である。それは、隆線方向パターン $\theta(C)$ の各要素の値は、座標系に対して相対的に定義される方向であり、アフィン変換のような座標系の回転に対してその値は不変ではない。したがって、座標系の回転 $\Delta \theta$ に対しては、方向パターンの要素値 $\theta(C)$ に $\Delta \theta$ の補正を加える。

【0201】アフィン変換後の隆線方向パターンおよび信頼度は、第3方向パターン記憶手段1306に記憶される。アフィン変換し第3方向パターン記憶手段1306に登録しておく部分は、第1方向パターン記憶手段1301に記憶される方向パターンと同じ大きさとする。アフィン変換する際に参照点がない部分に関しては、信

$$D = \frac{\sum_C q(C) \gamma F(Q(C)) \gamma (|\theta_x(C) - F(\theta_x(C))|^2 + |\theta_y(C) - F(\theta_y(C))|^2)}{\sum_C q(C) \gamma F(Q(C)) \gamma} \quad (47)$$

【0205】ただし、

$$\theta_x(C) = \cos(2\theta(C))$$

$$\theta_y(C) = \sin(2\theta(C))$$

【0206】ここで、 $F(\cdot)$ はアフィン変換を表し、 γ はパラメータで例えば0.5程度の値とすればよい。

【0207】パラメータ更新手段1303は、対象パターンに対する距離値Dが最小値であるか否かを判定し、最小値であればその距離値とアフィンパラメータとを更

(C)と、その隆線方向抽出の信頼度 $q(C)$ とする。第2方向パターン記憶手段1304に記憶する標準パターン $\Theta(C)$ およびその信頼度 $Q(C)$ は、例えば一万($=n$)指の隆線方向パターン θ_i ($i=1, 2, \dots, n$)からその平均値を次式により予め算出しておく。

【0198】

【数30】

信頼度を0の値に設定する。なお、予め第2方向パターン記憶手段1304に登録しておく隆線方向パターンおよびその信頼度の標準パターンを大きめに作っておくと、参照点がない部分を少なくすることができ、精度を向上させることができる。

【0202】並進・回転の変位量(Δx , Δy , $\Delta \theta$)の範囲としては、隆線方向パターン $\theta(C)$ が 16×16 の大きさであるので、例えば並進の変位量 Δx , Δy として $[-4, -3, \dots, +3, +4]$ の範囲とし、回転 $\Delta \theta$ として $[-30, -20, \dots, +20, +30]$ の範囲として、 $9 \times 9 \times 7 = 567$ 個の変位について探索すればよい。また、特開平1-271884号公報に開示された指紋中心検出方式などを利用して、指紋の中心点を基準に並進の探索範囲を限定すれば、探索範囲を狭められるので高速化することができる。

【0203】距離算出手段1302は、第1方向パターン記憶手段1301上の隆線方向パターン $\theta(C)$ およびその信頼度 $q(C)$ と、標準パターン $\Theta_x(C)$, $\Theta_y(C)$ およびその信頼度 $Q(C)$ とを用いて、次式に従って距離Dを算出する(ステップ1402)。

【0204】

【数31】

【数32】

(48)

(49)

新・保持する(ステップ1403)。

【0208】品質指標抽出手段130は、制御部1307の制御に従って、ステップ1401~1403の処理を繰り返し(ステップ1404参照)、並進・回転の変位量の全ての探索範囲について式(47)の計算を行

い、その値の最小値を品質指標として出力する。

【0209】本実施例の皮膚紋様照合システムまたは皮膚紋様特徴解析装置は、上述のような動作を行う品質指標抽出手段130を構成要素として備えることによって実現される。品質指標抽出手段130から出力された品質指標はスカラ量であり、「品質指標抽出手段から得られるデータの形式」としては皮膚紋様照合システムまたは皮膚紋様特徴解析装置の第2の実施例と全く同様な形式にすることが可能である。このため、本実施例の皮膚紋様照合システムまたは皮膚紋様特徴解析装置における他の動作はそれぞれの第2の実施例と同様に行えばよいので、その説明は省略する。

【0210】なお、最小値を与えるアフィンパラメータを利用して、入力パターンをアフィン変換すれば入力隆線方向パターンの座標整合を行うことができるので、皮膚紋様照合システムおよび皮膚紋様特徴解析装置における第1の実施例における入力画像あるいは特徴抽出した方向パターンなどの特徴量に対して、アフィン変換を加えて座標整合を行っても構わない。

【0211】本実施例では、並進・回転の変位量に対する距離算出に対してその都度アフィン変換を行うようにしているが、探索範囲の全ての変位量に対してアフィン変換を行ったデータを予め作成しデータベースを作成しておき、皮膚紋様照合システムまたは皮膚紋様特徴解析装置の第2の実施例のように登録されたデータベース内のデータとの距離差を算出して処理を行っても構わない。このように、処理時間のかかるアフィン変換の処理を予め済ませておくことで、高速化を図ることができる。

【0212】(5) 本発明の皮膚紋様照合システムの第4の実施例

複数の処理手段で得られた複数の品質指標を用いて指紋の照合を行う場合の皮膚紋様照合システムの実施例(第4の実施例)について、図15を用いて説明する。

【0213】本実施例の皮膚紋様照合システムは、第1～第3の実施例で説明した各種の品質指標抽出手段を利用して照合を行い、各品質指標抽出において共通利用できる処理手段などは共有化して実現している。

【0214】図15は、本実施例の皮膚紋様照合システムの基本構成を示すブロック図である。

【0215】本実施例の皮膚紋様照合システム(指紋の照合システム)は、皮膚紋様からその画像の特徴データを抽出する特徴抽出部151と、その特徴データをデータベースとして持ちかつ管理するデータベース部152と、データベースに登録された特徴データと照会にかけられたデータの特徴データとを照合する照合部153と、全体を制御する制御部154とを含んで構成されている。

【0216】上記の中で、特徴抽出部151以外の構成は、第1の実施例で述べた構成と全く同一で構わないの

で、説明は省略する。

【0217】特徴抽出部151は、指紋を入力する画像入力手段1501と、画像入力手段1502から入力された画像の隆線方向パターンとその隆線方向抽出の信頼度とを抽出する隆線方向抽出手段1502と、座標整合手段1508から得られる方向パターンを特徴ベクトルとしてその分布の主成分ベクトルを記憶する主成分ベクトル記憶手段1503と、主成分ベクトル記憶手段1503を用いて特徴ベクトルをKL展開するベクトル展開手段1504と、ベクトル展開手段1504から得られる特徴ベクトルに基づいて予め登録しておいた特徴ベクトルとの距離の最小値を求めることにより第2の品質指標を求める空間距離算出手段1505と、座標整合手段1508から得られる位置合わせを行った隆線方向パターンの信頼度と主成分ベクトルとを用いて特徴ベクトルの各次元毎にその信頼度の寄与を調べて第3の品質指標を求める寄与度算出手段1506と、指紋の中心を検出する中心点検出手段1507と、中心点検出手段1507から得られる指紋の中心座標を基準にして隆線方向パターンおよびその信頼度の座標整合を行いつつその時の適合度から第1の品質指標を算出する座標整合手段1508と、第1誤差分布情報記憶手段1513に記憶される誤差の標準偏差を第1の品質指標をエントリとして参照する第1信頼度付与手段1509と、第2誤差分布情報記憶手段1514に記憶される誤差の標準偏差を第2の品質指標をエントリとして参照する第2信頼度付与手段1510と、第3誤差分布情報記憶手段1515に記憶される誤差の標準偏差を第3の品質指標をエントリとして参照する第3信頼度付与手段1511と、第1信頼度付与手段1509、第2信頼度付与手段1510、および第3信頼度付与手段1511から得られる3つの誤差の標準偏差に基づいて誤差の標準偏差を推定し特徴ベクトルの信頼度として出力する信頼度推定手段1512と、第1の品質指標に対応した特徴ベクトルの誤差の標準偏差をルックアップテーブルとして記憶しておく第1誤差分布情報記憶手段1513と、第2の品質指標に対応した特徴ベクトルの誤差の標準偏差をルックアップテーブルとして記憶しておく第2誤差分布情報記憶手段1514と、第3の品質指標に対応した特徴ベクトルの誤差の標準偏差をルックアップテーブルとして記憶しておく第3誤差分布情報記憶手段1515とを備え、皮膚紋様画像から特徴ベクトルと推定した誤差の標準偏差とを特徴データとして出力する。

【0218】上述の各処理手段は、信頼度推定手段1512を除いて、第1～第3の実施例で述べたものによって容易に実現できるので、以下では信頼度推定手段1512以外は簡略に説明する。

【0219】次に、このように構成された本実施例の皮膚紋様照合システムの動作について説明する。

【0220】隆線方向抽出手段1502は、第1の実施

例と同様に、特開平 8-7097 号公報に開示された方式により隆線方向パターンとその信頼度とを抽出する。

【0221】座標整合手段 1508 は、第 3 の実施例で述べた品質指標抽出手段 130 と同様に、方向パターンを入力として、隆線方向の標準パターン位置合わせを行い、最も標準パターンと整合するときの標準パターンとの距離値（式（47）による距離の最小値）を第 1 の品質指標として出力する。なお、座標整合における並進・回転の変位の探索範囲は、中心点検出手段 1507 を基準に設定する。また、最も座標整合するときのアフィン変換係数に基づいて方向パターンとその信頼度とをアフィン変換し、隆線方向パターンと信頼度の位置を正規化しておく。なお、座標整合手段 1508 から出力される方向パターンは、第 1 の実施例の説明における式（22）で示したように、ベクトル形式で表現した特徴ベクトルとする。

【0222】ベクトル展開手段 1504 は、第 1 の実施例で説明したように、式（23）に従って主成分ベクトル記憶手段 1503 の主成分ベクトルを用いて KL 展開を行う。

【0223】空間距離算出手段 1505 は、第 2 の実施例で説明した品質指標抽出手段 90 と同様に、特徴ベクトルと予め登録してあるデータベース中の特徴ベクトルとの最小距離を求めることで、第 2 の品質指標を抽出する。

【0224】寄与度算出手段 1506 は、第 1 の実施例に示した品質指標抽出手段 106 と同様に、特徴ベクトルの各次元毎の隆線方向パターンの信頼度を式（25）に従って算出し、得られる寄与度を第 3 の品質指標として出力する。

【0225】第 1 信頼度付与手段 1509、第 2 信頼度付与手段 1510、および第 3 信頼度付与手段 1511 のそれぞれは、上述のようにして得られた第 1、第 2、および第 3 の品質指標のそれぞれを用いて、特徴ベクトル

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_{j=1}^3 {}^j\sigma_i^2} \quad (50)$$

【0230】なお、

【外 167】

$$\tilde{\sigma}_i$$

は、推定した信頼度ベクトル

【外 168】

$$\tilde{\sigma}$$

の各要素を表し、 ${}^j\sigma_i$ は、信頼度ベクトル

【外 169】

$${}^j\sigma_i$$

$$\sigma_i = \max_j {}^j\sigma_i$$

【0233】したがって、信頼度推定手段 1512 は、得られた信頼度ベクトル

ルの各次元毎の誤差の標準偏差をテーブルルックアップにより求め、信頼度としてそれぞれ出力する。

【0226】第 1 信頼度付与手段 1509、第 2 信頼度付与手段 1510、および第 3 信頼度付与手段 1511 によって参照される誤差の標準偏差のテーブルは、それぞれ第 1 誤差分布情報記憶手段 1513、第 2 誤差分布情報記憶手段 1514、および第 3 誤差分布情報記憶手段 1515 に記憶しておく。これらはそれぞれ、第 3 の実施例、第 2 の実施例、および第 1 の実施例において説明したのと同様に、特徴ベクトルの誤差分布を解析することで得られる。

【0227】さて、このように第 1 信頼度付与手段 1509、第 2 信頼度付与手段 1510、および第 3 信頼度付与手段 1511 から得られた特徴ベクトルの各次元の誤差の標準偏差である信頼度をベクトル表記し、それぞれ

【外 163】

$${}^1\sigma$$

,

20 【外 164】

$${}^2\sigma$$

, および

【外 165】

$${}^3\sigma$$

とする。

【0228】信頼度推定手段 1512 は、与えられた 3 つの信頼度ベクトルから 1 つの信頼度ベクトル

【外 166】

$$\tilde{\sigma}$$

30 を推定する。この推定は、以下の演算に従って行われる。

【0229】

【数 33】

の各要素を表す。

【0231】ところで、上式の代わりに以下の式に従って信頼度ベクトル

【外 170】

$$\tilde{\sigma}$$

を推定しても構わない。

【0232】

【数 34】

$$(51)$$

【外 171】

$$\tilde{\sigma}$$

とKL展開した特徴ベクトルとを特徴抽出部151の処理結果として出力する。

【0234】このように複数の品質指標値から得られた信頼度を統合して用いることで、互いの品質指標抽出の欠点を補い良好な結果を得ることができる。

【0235】(6) 本発明の皮膚紋様照合システムの第5の実施例

次に、特徴ベクトルとして画像のフーリエ特徴を用いた場合の本発明の皮膚紋様照合システム（指紋の照合システム）の実施例（第5の実施例）について説明する。

【0236】まず、図16を用いて、その原理について説明する。

【0237】指紋の代表的な紋様として、弓状紋、てい状紋、および渦状紋などがある。これらの紋様は独自の形状をしており、それらの画像のフーリエ変換の2次元パワースペクトラムは、図16に示すような特徴を有している。

【0238】図16のa1は弓状紋であり、b1はてい状紋であり、c1は渦状紋である。a2、b2、およびc2はそれぞれ弓状紋、てい状紋、および渦状紋の指紋画像のフーリエパワースペクトラム（直流成分がスペクトラムの中心）の特徴的な部分を模式化して示す図である。

【0239】図16のa2、b2、およびc2に示した低周波成分は指紋の押捺ムラや指紋の全体印象や背景に起因するもので、指紋を識別する上では重要な特徴量ではない。また、水平周波数が0の部分と、垂直周波数が0の部分とは、画像端における画像の不連続性に起因するノイズであって、これもまた指紋を識別する上では無関係な特徴である。一方、a2では「こ」の字状に、c2ではリング状に現われる特徴は、指紋の隆線に起因する特徴であり、次の①～③に示す特徴をおおよそ意味している。

【0240】① スペクトラム分布中心の直流成分からの距離は、平均的な隆線ピッチを表している。

【0241】② スペクトラム分布中心の向きは、指紋紋様が右流れの傾向にあるか左流れの傾向にあるかを示している。

【0242】③ スペクトラムの分布形状がピーク状であるかリング状であるかということは、弓状紋に近い紋

$$H(u, v) = F(h(x, y))$$

【0252】パワー算出手段1702は、複素数であるフーリエ成分 $H(u, v)$ の絶対値 $\|H(u, v)\|$ を算出する。したがって、パワー算出手段1702の操作

$$\|H(u, v)\| = \sqrt{\Re(H(u, v))^2 + \Im(H(u, v))^2}$$

【0254】ここで、

【外172】

※

および

様が渦状紋に近い紋様かを表している。

【0243】したがって、例えば、パワースペクトラムのうち、指紋隆線の特徴を表すバンド帯域をサンプリングし、低周波成分や高周波成分を除去することで、指紋の紋様の全体的な特徴量を抽出することができる。

【0244】図16のa3、b3、およびc3は、例えば、極座標形式（動径 ρ 、角 ϕ ）で表した特徴量のうち、ある動径 ρ を一定にしたときの特徴量（ $0 \leq \phi < \pi$ ）を模式的に表現したグラフである。

10 【0245】次に、上述の原理をふまえて、本実施例の皮膚紋様照合システムについて説明する。

【0246】図17は、本実施例の皮膚紋様照合システムにおける特徴ベクトル抽出手段（図1中の特徴ベクトル抽出手段102に該当する処理手段であり、前述の特徴量を抽出するための特徴ベクトル抽出手段）の基本構成の例を示すブロック図である。

【0247】この特徴ベクトル抽出手段は、指紋画像をフーリエ変換するフーリエ変換手段1701と、フーリエ変換されたフーリエ成分のパワースペクトラムを算出するパワー算出手段1702と、パワースペクトラムを平滑化する平滑化手段1703と、平滑化したパワースペクトラムのスペクトル成分をサンプリングし特徴ベクトルを出力するサンプリング手段1704とを備える。

【0248】図18は、本実施例の皮膚紋様照合システムの動作を説明するための図である。

【0249】次に、このように構成された本実施例の皮膚紋様照合システムにおける特徴ベクトル抽出手段の動作について説明する。

30 【0250】フーリエ変換手段1701は、2次元画像に対してデジタルフーリエ変換を行う。デジタルフーリエ変換は良く知られた方法であり、例えば前述の「画像解析ハンドブック」（pp. 5-11）に解説があるので、ここでは説明を省略する。指紋画像を $h(x, y)$ と表し、フーリエ変換を $F(\cdot)$ と表し、フーリエ変換手段1701によって変換されたフーリエ成分を H

(u, v) と表すことにする。なお、 (x, y) は実空間上での座標を表し、 (u, v) は周波数領域での座標を表す。したがって、フーリエ変換手段1701における操作は、次式で表現される。

$$\text{【0251】} \quad (52)$$

は次式で表現される。

$$\text{【0253】} \quad \text{【数35】} \quad (53)$$

【外173】

※

はそれぞれフーリエ成分の実成分と虚成分とを表す。

50 【0255】平滑化手段1703は、例えばよく知られ

た 2 次元ガウス関数 $G(u, v; \sigma)$ を用いてフーリエ
パワースペクトラム $\|H(u, v)\|$ の畳み込み演算
(ガウシアンフィルタリング) を行うことによって平滑
化する。平滑化した画像を $J(u, v)$ と表すと、平滑

$$J(u, v) = \sum_p \sum_q G(p, q; \sigma) \|H(u+p, v+q)\| \quad (54)$$

$$G(u, v; \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{u^2 + v^2}{2\sigma^2}\right) \quad (55)$$

【0257】なお、2 次元ガウス関数のパラメータ σ
は、入力画像が 512×512 の場合には、約 3~7 画
素 (単位は周波数領域 (u, v) の 2 次元画像の画素)
に設定すればよい。

【0258】サンプリング手段 1704 は、得られた J

$$\begin{aligned} r_1 &< u^2 + v^2 < r_2 \\ v &\geq 0 \end{aligned}$$

【0260】なお、 $r_1 = 20$ とし、 $r_2 = 80$ とし、
サンプリングの間隔 d を 10×10 画素程度として、2
00 弱の点を参照し、特徴ベクトル

【外 174】

f

を作成し出力する。

【0261】また、得られた特徴ベクトル

【外 175】

f

の大きさ

【外 176】

$\|f\|$

は、目的とする指紋紋様の信号成分の強弱を反映してお
り、特徴ベクトル抽出の品質指標値として用いることも
できる。

【0262】特徴ベクトルに関する処理以外の処理は、
これまでに説明してきた実施例などと同様に処理するこ
とで、本実施例の皮膚紋様照合システムを構築すること
ができる。

【0263】なお、このように得られた隆線方向パター
ン以外の特徴に基づく特徴抽出から得られる特徴量を隆
線方向パターンと合わせて用いても構わない。

$$\text{特徴量: } \mathbf{v} = \begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_i \\ \vdots \\ v_{12} \end{pmatrix}$$

(58)

$$\text{品質指標: } \mathbf{q} = \begin{pmatrix} q_1 \\ q_2 \\ \vdots \\ q_i \\ \vdots \\ q_{12} \end{pmatrix}$$

(59)

【0268】ただし、てい状紋のようにコアやデルタの
数が各 2 個に達せず、特異点間の特徴量がない場合や、

化手段 1703 の操作は次式で表現される。

【0256】

【数 36】

(u, v) の画素を周波数領域で帯域制限をかけるよう
にするため、次式の条件を満たす座標 (u, v) の画素
を図 18 に示すように適当な間隔でサンプリングする。

【0259】

(56)

(57)

【0264】(7) 本発明の皮膚紋様照合システムの
第 6 の実施例および本発明の皮膚紋様特徴解析装置の第
4 の実施例

【0265】これまでの実施例では、KL 展開を行った
特徴ベクトルを用いた場合の照合や解析について説明を
行ったが、本発明の皮膚紋様照合システムおよび皮膚紋
様特徴解析装置は必ずしも KL 展開による特徴を用いた
照合技術や解析技術に限定されるものではない。ここで
は、その例として、指紋紋様中のコアやデルタなどの特
異点間特徴を利用した場合の実施例について説明する。

【0266】指紋紋様中のコアやデルタの数は、通常は
渦状紋で最大数を取り、その数は各々 2 個の計 4 個であ
る。この 4 個の特異点を結ぶ線分は $4C_2 = 6$ 本あり、
その長さやその線分と隆線とが交わる交点の数 (交差隆
線数) の計 12 次元の特徴が特徴量として用いられる。
また、これらの特徴量に対しては確信度を付与すること
ができる。確信度は、本発明でいう品質指標とすること
ができるので、以下では品質指標と呼ぶことにする。こ
れらの特徴量およびその特徴量に対応する品質指標を、
ここでは以下のようにベクトル表記する。

【0267】

【数 37】

コアやデルタを検出できなかった場合には、確信度の値
域外の値 (例えば -1) を品質指標値とする (ここで、

確信度の値は、0～1の値とする）。

【0269】図19は、本発明の皮膚紋様照合システム（指紋照合システム）の第6の実施例の基本構成を示すブロック図である。第1の実施例（図1参照）の構成との主な相違は、KL展開を行うためのベクトル展開手段等を備えていない点である。

【0270】すなわち、本実施例の皮膚紋様照合システムは、画像入力手段1901、特徴ベクトル抽出手段1902、誤差分布情報記憶手段1903、品質指標抽出手段1904、および信頼度付与手段1905を備える特徴抽出部191と、データベース管理手段1906およびデータ記憶手段1907を備えるデータベース部192と、類似度算出手段1908および判定手段1909を備える照合部193とを含んで構成されている。

【0271】次に、このように構成された本実施例の皮膚紋様照合システムの動作について説明する。

【0272】特徴ベクトル抽出手段1902は、コアやデルタ間の特異点間の距離や交差隆線数による特徴量

【外177】

v

を抽出する。

【0273】品質指標抽出手段1904は、上述の確信度を品質指標として抽出する。

【0274】誤差分布情報記憶手段1903は、誤差分布情報として特徴ベクトル

【外178】

v

の各要素 v_i 毎に、品質指標に応じた誤差の標準偏差 σ_i (q_i) をルックアップテーブル形式で格納する。ただし、品質指標値が-1である場合、つまりデータが欠損している場合には、予め定めた定数を与える。この値は、通常の得られる誤差の標準偏差の1000倍程度の大きさにしておけばよい（あるいは、予め標準偏差の逆数を出力するような場合には0を与えればよい）。

【0275】信頼度付与手段1905は、品質指標をエントリとして誤差分布情報記憶手段1903のテーブルを参照することで、信頼度のベクトル

【外179】

σ

を出力する。

【0276】以降の処理は、第1の実施例における処理と同様に行えばよい。

【0277】誤差分布情報記憶手段1903に登録しておく誤差の標準偏差のテーブルは、図20に示す皮膚紋様特徴解析装置201を用いて処理すればよい。

【0278】この皮膚紋様特徴解析装置201が、本発明の皮膚紋様特徴解析装置の第4の実施例に該当する。

【0279】本実施例の皮膚紋様特徴解析装置201は、特徴ベクトル抽出手段2001と、品質指標抽出手段2002と、誤差分布情報解析手段2003とを含ん

で構成されている。

【0280】次に、このように構成された本実施例の皮膚紋様特徴解析装置201の動作について説明する。

【0281】特徴ベクトル抽出手段2001は、データセットの画像から、式(68)の特徴ベクトル

【外180】

v

を抽出する。また、品質指標抽出手段2002は、データセットの画像から、式(59)の品質指標を抽出する。

【0282】誤差分布情報解析手段2003は、皮膚紋様特徴解析装置の第1の実施例における誤差分布情報解析手段506と同様に、誤差分布を解析し、特徴ベクトルの各次元毎に品質指標

【外181】

q

に応じた誤差の標準偏差を求め、2次元のルックアップテーブルを作成する。この際に、データに対する品質指標が-1であるとき、つまり特徴量に欠損があるときには、そのデータのその特徴次元を無視して誤差の統計計算には含めないようにしておく。

【0283】以上のように、必ずしもKL展開を必要とせずとも、精度のよい皮膚紋様照合システムや皮膚紋様特徴解析装置を構成することが可能となる。

【0284】ところで、上述の(1)～(7)に示した実施例の説明では、1指の指紋を対象にして説明を行ったが、本発明を10指指紋カードに適用することができるというまでもない。本発明を10指指紋カードに適用した場合には、特徴抽出部に関しては上述の(1)や(5)などで述べた処理と全く同様に、1指に対する処理を10指に対して繰り返し行えばよい。データベース部や照合部に関しては、10指分の特徴ベクトルと信頼度ベクトルとを1つのデータのまとまりとして取り扱えば、1指の場合と全く同様に処理を行うことができる。なお、10指の場合には、KL展開によって展開した1指の特徴量（例えば、5次元特徴ベクトル）を10指分集めて50次元特徴ベクトルと見做し、この特徴ベクトルに対してさらに主成分分析を行い、KL展開を再び行い、上位の1～2次元だけを用いることで、10指分のデータを削減することができる。この場合の信頼度としては、例えば各指の信頼度ベクトルを

【外182】

q

(C)として式(25)に従って演算を行えばよい。このようにKL展開をカード単位の特徴量に繰り返すことで、さらに特徴次元数を削減できる。特に、カード単位の特徴量は、上述の(1)で述べたように途中で処理を打ち切る場合に有効であり、カード単位の特徴をはじめの段階で処理することで、少ない演算の段階で多くの指紋カードを不一致判定できるので、照合に関する平均演

算量を大幅に削減することができる。

【0285】また、これまでの説明では指紋に関する処理について述べたが、例えば掌紋の場合にも指紋の場合と同様に皮膚隆線があり本発明を適用することが可能である。掌紋の場合には、例えば、図21に示すように拇指を除いた4指の付け根部分に隆線によるデルタが存在する。紙に押捺された掌紋内の4つのデルタ部分を例えば500dpiで512×512画素に対応する大きさに切り出して画像入力すれば、これらの掌紋の部分画像を(10指ではなく)4指の指紋カードのように見做して全く同様に処理できる。

【0286】なお、本発明は以上に述べた実施例にのみ限定されず、その他各種の付加変更が可能である。例えば、図1の皮膚紋様照合システムをはじめとした各実施例の各装置は、汎用コンピュータを用いて上記のように動作するようにプログラムすることによっても実現できる。

【0287】

【発明の効果】以上説明したように、本発明の画像照合システム(皮膚紋様照合システム等)、ならびに画像特徴抽出装置(皮膚紋様特徴抽出装置等)および画像特徴解析装置(皮膚紋様特徴解析装置等)によれば、統計的な裏付けがある信頼度抽出が可能になり、照合の識別性能を向上させることができ、かつ高速でコストパフォーマンスがよい照合システムを実現することができるという効果が生じる。

【0288】また、本発明の画像特徴解析装置を用いることにより、上記の照合システムに必要な各種パラメータを容易に精度よく求めることができるという効果がある。

【図面の簡単な説明】

【図1】本発明の画像照合システム(皮膚紋様照合システム)の第1の実施例の構成を示すブロック図である。

【図2】隆線方向パターンとその信頼度とをグラフ的に表した図(線分の向きが隆線方向を表し、線分の大きさが信頼度を表す)である。

【図3】図1中の品質指標抽出手段の一例の構成を示すブロック図である。

【図4】図1中の誤差分布情報記憶手段に記憶される誤差の標準偏差テーブルを説明するための図である。

【図5】本発明の画像特徴解析装置(皮膚紋様特徴解析装置)の第1の実施例の構成を示すブロック図である。

【図6】図5に示す皮膚紋様特徴解析装置の処理を示す流れ図である。

【図7】図5に示す皮膚紋様特徴解析装置における誤差の標準偏差テーブルの一例をグラフ表現した図である。

【図8】本発明の画像照合システム(皮膚紋様照合システム)または画像特徴解析装置(皮膚紋様特徴解析装置)の第2の実施例における品質指標抽出手段の原理を説明するための図である。

【図9】本発明の画像照合システム(皮膚紋様照合システム)または画像特徴解析装置(皮膚紋様特徴解析装置)の第2の実施例における品質指標抽出手段の構成を示すブロック図である。

【図10】図9に示す品質指標抽出手段の処理を示す流れ図である。

【図11】本発明の画像特徴解析装置(皮膚紋様特徴解析装置)の第2の実施例における誤差の標準偏差テーブルを説明するための図である。

10 【図12】本発明の画像特徴解析装置(皮膚紋様特徴解析装置)の第2の実施例における誤差の標準偏差テーブルの一例をグラフ表現した図である。

【図13】本発明の画像照合システム(皮膚紋様照合システム)または画像特徴解析装置(皮膚紋様特徴解析装置)の第3の実施例における品質指標抽出手段の構成を示すブロック図である。

【図14】図13に示す品質指標抽出手段の処理を示す流れ図である。

20 【図15】本発明の画像照合システム(皮膚紋様照合システム)の第4の実施例の構成を示すブロック図である。

【図16】指紋画像のフーリエ変換による特徴を説明するための図である。

【図17】本発明の画像照合システム(皮膚紋様照合システム)の第5の実施例における特徴ベクトル抽出手段の構成を示すブロック図である。

【図18】図17に示す特徴ベクトル抽出手段を説明するための図である。

30 【図19】本発明の画像照合システム(皮膚紋様照合システム)の第6の実施例の構成を示すブロック図である。

【図20】本発明の画像特徴解析装置(皮膚紋様特徴解析装置)の第4の実施例の構成を示すブロック図である。

【図21】本発明を掌紋に適用する場合の例を説明するための図である。

【図22】本発明の考え方を説明するための図である。

【符号の説明】

11, 151, 191 特徴抽出部

40 12, 152, 192 データベース部

13, 153, 193 照合部

14, 154, 194 制御部

31 画像データ

32 品質指標データ

51, 201 皮膚紋様特徴解析装置

90, 106, 130, 505, 1904, 2002

品質指標抽出手段

101, 1501, 1901 画像入力手段

50 102, 501, 1902, 2001 特徴ベクトル抽出手段

57

103, 504, 1504 ベクトル展開手段
 104, 503, 1503 主成分ベクトル記憶手段
 105, 1903 誤差分布情報記憶手段
 107, 1905 信頼度付与手段
 108, 1518, 1906 データベース管理手段
 109, 1519, 1907 データ記憶手段
 110, 1516, 1908 類似度算出手段
 111, 1517, 1909 判定手段
 301 隆線方向信頼度抽出手段
 302 第2の主成分ベクトル記憶手段
 303 データ変換手段
 502 主成分ベクトル算出手段
 506, 2003 誤差分布情報解析手段
 901, 1302 距離算出手段
 902 距離更新手段
 903 データベース
 904, 1307 制御手段
 1301 第1方向パターン記憶手段
 1303 パラメータ更新手段
 1304 第2方向パターン記憶手段

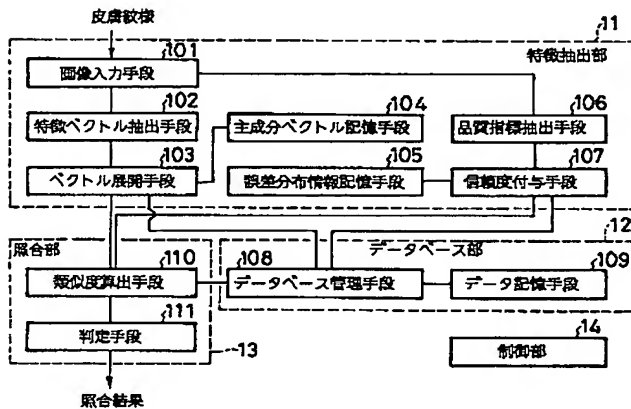
10

20

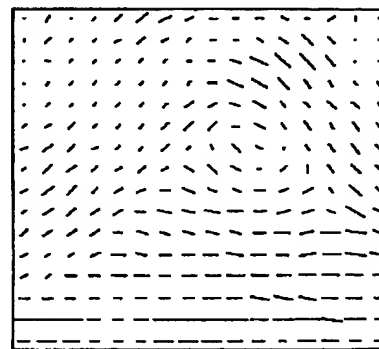
58

1305 アフィン変換手段
 1306 第3方向パターン記憶手段
 1502 隆線方向抽出手段
 1505 空間距離算出手段
 1506 寄与度算出手段
 1507 中心点検出手段
 1508 座標整合手段
 1509 第1信頼度付与手段
 1510 第2信頼度付与手段
 1511 第3信頼度付与手段
 1512 信頼度推定手段
 1513 第1誤差分布情報記憶手段
 1514 第2誤差分布情報記憶手段
 1515 第3誤差分布情報記憶手段
 1701 フーリエ変換手段
 1702 パワー算出手段
 1703 平滑化手段
 1704 サンプリング手段

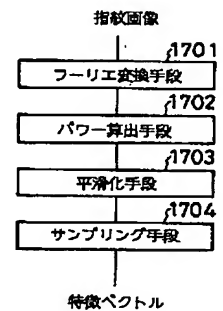
【図1】



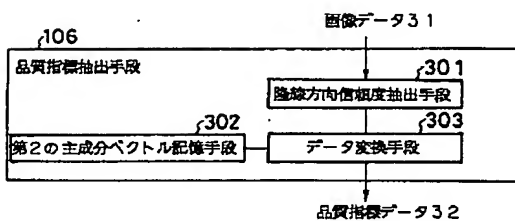
【図2】



【図17】



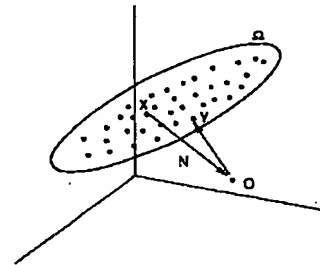
【図3】



【図4】

	$Q_1 < \alpha_1$	$\alpha_1 \leq Q_1 < \alpha_2$...	$\alpha_{n-1} \leq Q_1$
Q_1	$\sigma_{1,1}$	$\sigma_{1,2}$...	$\sigma_{1,n}$
Q_2	$\sigma_{2,1}$	$\sigma_{2,2}$...	$\sigma_{2,n}$
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots
Q_L	$\sigma_{L,1}$	$\sigma_{L,2}$...	$\sigma_{L,n}$

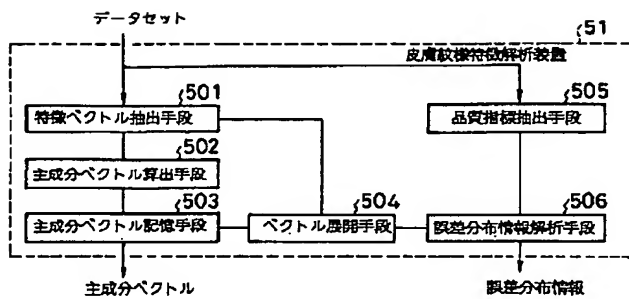
【図8】



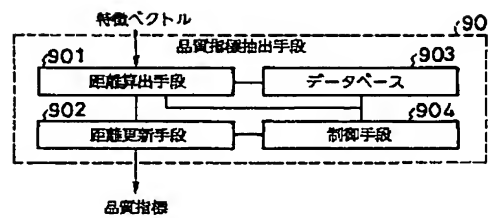
【図11】

	$Q < \alpha_1$	$\alpha_1 \leq Q < \alpha_2$...	$\alpha_{n-1} \leq Q$
Q	σ_1	σ_2	...	σ_n

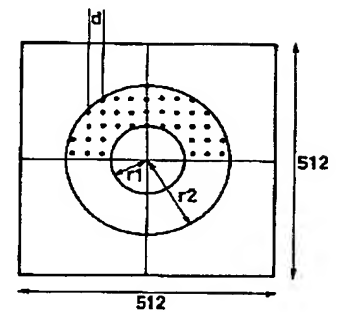
【図5】



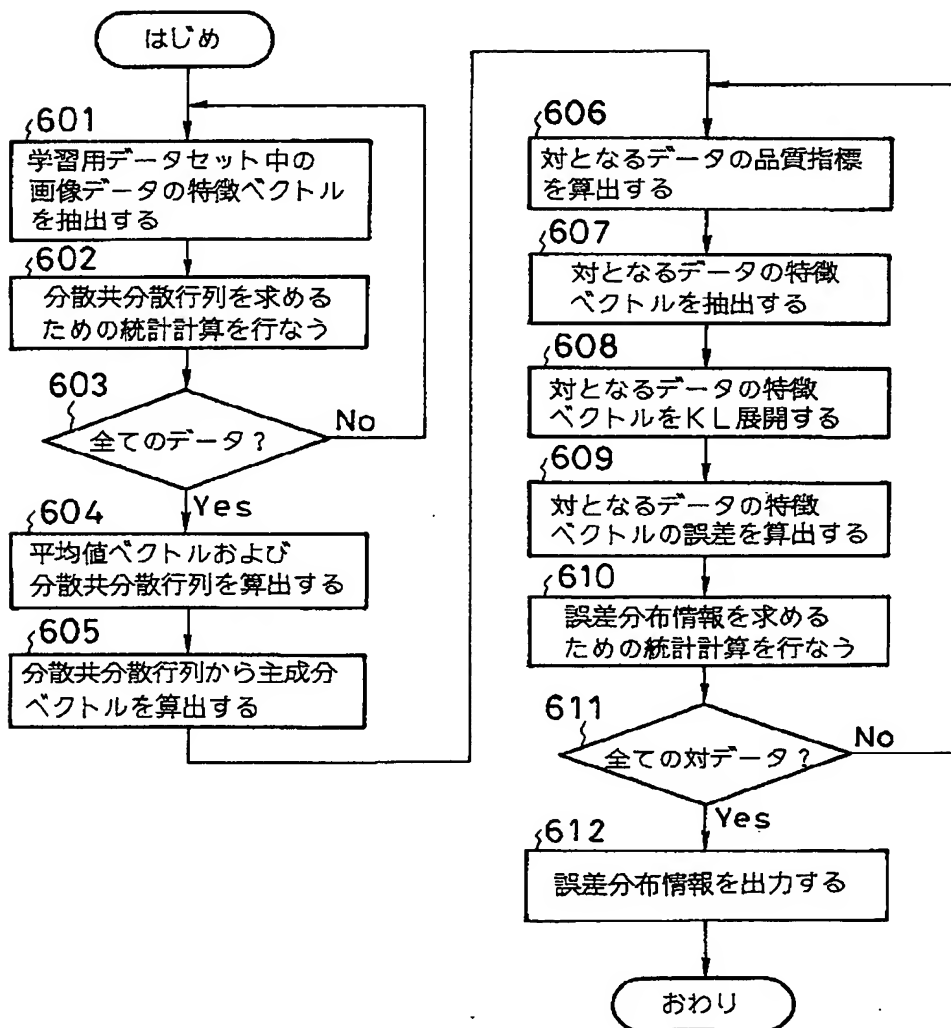
【図9】



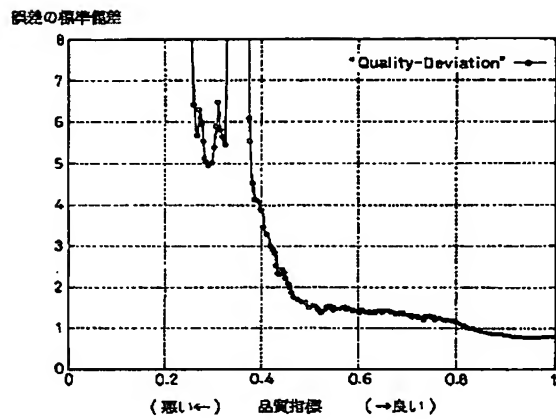
【図18】



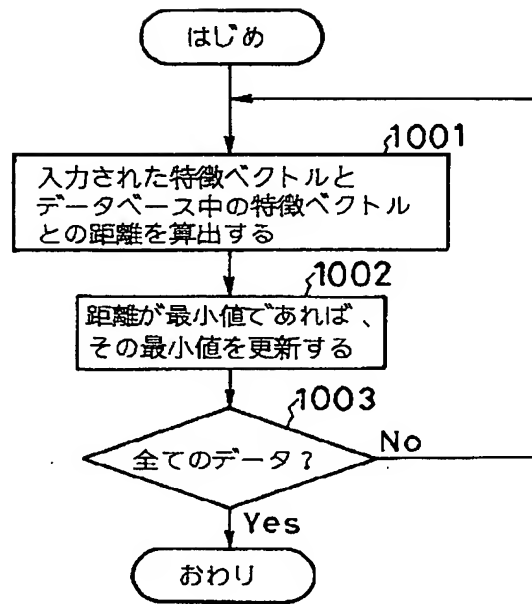
【図6】



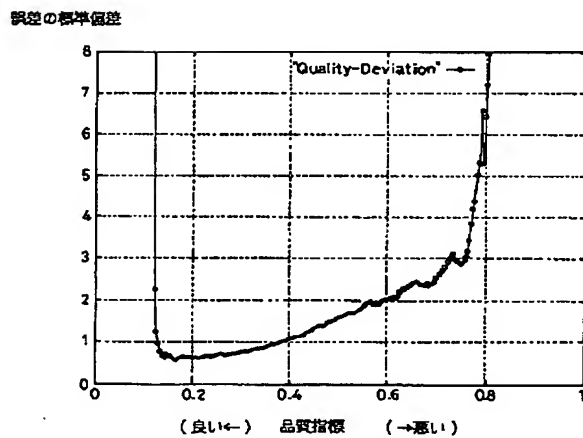
【図7】



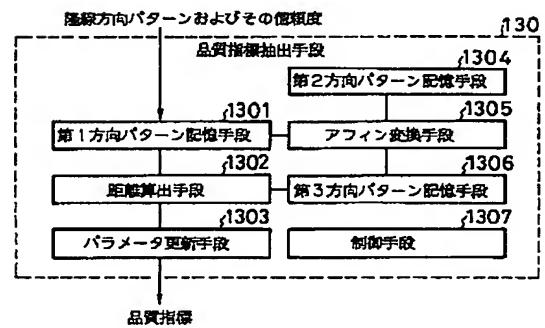
【図10】



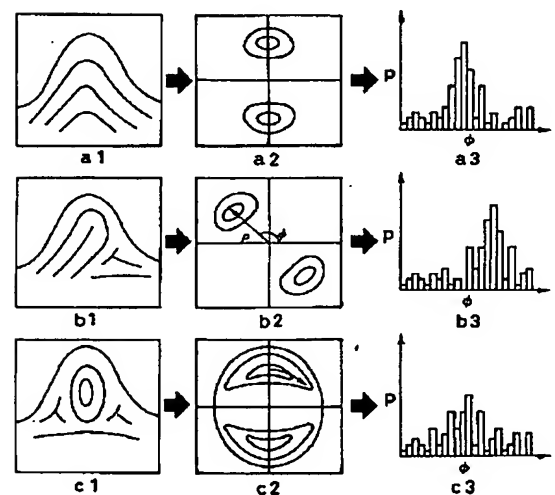
【図12】



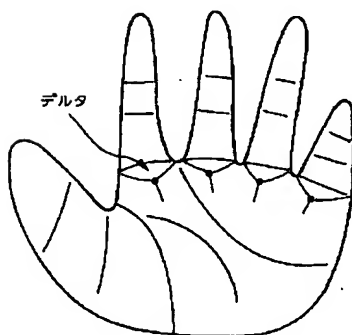
【図13】



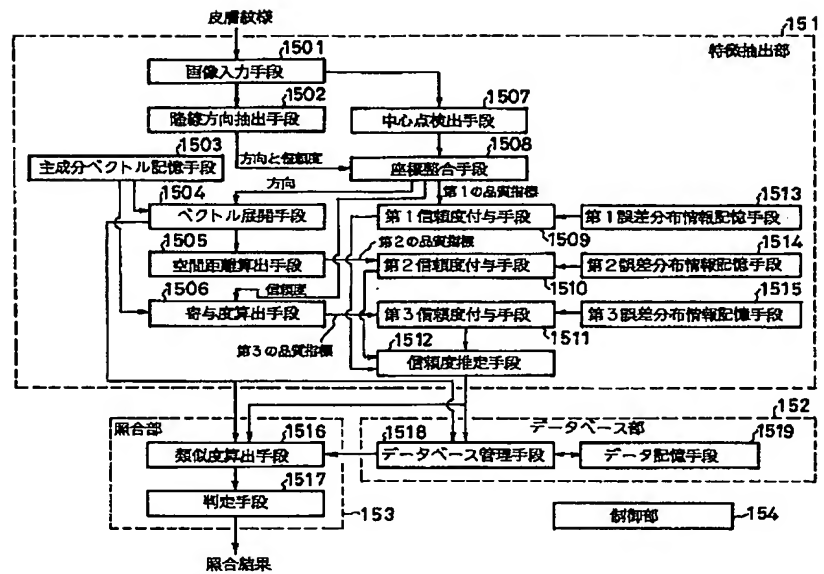
【図16】



【図21】



【図 15】



【图 19】

